UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

ALICE PEDROSA CORREIA

AVALIAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO DA SALINIDADE DO SOLO NA BACIA DO PAJEÚ – SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

RECIFE – PE
FEVEREIRO/2023

ALICE PEDROSA CORREIA

AVALIAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO DA SALINIDADE DO SOLO NA BACIA DO PAJEÚ – SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Ambiental da Universidade Federal Rural de Pernambuco, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Ambiental.
Área de Concentração: Tecnologia e Gestão do Meio Ambiente – Linha de Pesquisa: Controle e Remediação da Poluição.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Guilherme Medeiros Pessoa.
Coorientador: Prof. Dr. José Ramon Barros Cantalice e Prof.ª Dr.ª Maria Betânia Galvão dos Santos Freire.

RECIFE – PE
FEVEREIRO/2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C824a Correia, Alice Pedrosa
Avaliação de índices espectrais para a identificação da salinidade do solo na Bacia do Pajeú – Semiárido de Pernambuco / Alice Pedrosa Correia. - 2023.
59 f. : il.

Orientador: Luiz Guilherme Medeiros Pessoa.
Coorientador: Jose Ramon Barros Cantalice.
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental, Recife, 2023.

1. Análise de regressão. 2. Landsat. 3. Salinização, Reflectância espectral, Sensoriamento remoto. 4. Reflectância espectral. 5. Sensoriamento remoto. I. Pessoa, Luiz Guilherme Medeiros, orient. II. Cantalice, Jose Ramon Barros, coorient. III. Título

CDD 620.8

ALICE PEDROSA CORREIA

AVALIAÇÃO DE ÍNDICES ESPECTRAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO DA SALINIDADE DO SOLO NA BACIA DO PAJEÚ – SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Ambiental da Universidade Federal Rural de Pernambuco, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Ambiental, na Área de Concentração de Tecnologia e Gestão do Meio Ambiente – Linha de Pesquisa em Controle e Remediação da Poluição.

Aprovada em 28 de fevereiro de 2023.

_____

Prof. Dr. José Ramon Barros Cantalice
Presidente da Banca e Coorientador

BANCA EXAMINADORA:

_____

Rodolfo Marcondes Silve Souza (Membro Externo)
(Texas A & M University)

_____

Prof. Dr. Fernando Cartaxo Rolim Neto (Membro Interno)
(Universidade Federal Rural de Pernambuco)

RECIFE – PE

FEVEREIRO/2023

Dedico a minha mãe, Jane Lúcia Pedrosa, por todo o apoio e incentivo. Sem você não teria chegado até aqui.

AGRADECIMENTOS

Escrever esta seção é recordar quão árdua e gratificante foi à trajetória.

Está dissertação é resultado do empenho de muitas pessoas que me auxiliaram para a execução deste Mestrado. Assim, deixo o meu sincero agradecimento:

À minha fé, que me proporcionou conseguir acreditar que as dificuldades seriam superadas me tornando forte para as situações adversas.

À minha mãe, Jane Lúcia, pelo amor e suporte diário. Devido os teus esforços para que eu pudesse chegar até aqui tudo isso foi possível.

Aos meus amigos, em nome deles agradeço a Taiza Alves, pela convivência, conselhos, incentivo e principalmente pelos conhecimentos compartilhados isso me ajudou para a elaboração da Dissertação, e como profissional.

Ao Prof. Dr. Luiz Guilherme Medeiros Pessoa, orientador desta Dissertação, pela atenção, ensinamentos e conhecimentos oferecidos para o desenvolvimento deste trabalho.

À Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental (PPEAMB) pela oportunidade de realizar o Mestrado, como também pelo conhecimento oferecido e apoio em infraestrutura ao longo da Pós-graduação.

Aos Programas de Pós-Graduação em Ciências Florestais (PGCF) e Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA) em nome deles agradeço aos professores Pabrício Marcos e Rinaldo Ferreira pela oportunidade de cursar as disciplinas que possibilitou o desenvolvimento desse trabalho e proporcionou tantos aprendizados.

À Unidade Acadêmica de Serra Talhada (UAST), pelo suporte em infraestrutura, instruções dos servidores e colaboração dos funcionários do Setor de Transporte. Pois com a assistência de todos que fazem parte desta unidade fui capaz de realizar as minhas atribuições.

Aos Laboratórios de Química, Fertilidade de Solo e Hidráulica da UAST, em nome deles agradeço ao Prof. Genival, Nadja e Priscila, pela atenção e assessoria para que as atividades que deveriam ser cumpridas pudessem ocorrer de forma fluida.

Ao Núcleo de Pesquisa em Solos de Semiárido (NUPSSE) pelo apoio dos colegas e auxílio prestado nessa caminhada.

À Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE), pelo apoio financeiro prestado para a realização da Dissertação.

CORREIA, Alice Pedrosa. **Avaliação de índices espectrais para a identificação da salinidade do solo na bacia do Pajeú – Semiárido de Pernambuco**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2023.

RESUMO

Os solos afetados por sais constituem umas das principais ameaças de degradação do ambiente que ocorrem em todo o mundo, especialmente em regiões áridas e semiáridas. Este estudo avaliou a viabilidade de identificar áreas salinizadas em diferentes classes de salinidade do solo usando índices espectrais na bacia hidrográfica do rio Pajeú, no Semiárido Do Nordeste brasileiro, no estado de Pernambuco. Foram usados quinze índices espectrais que englobaram índices de vegetação e salinidade do solo extraídos de imagens do satélite Landsat-8 OLI. As análises estatísticas realizadas foram baseadas na estatística descritiva e regressão polinomial de segunda ordem ($p < 0,05$) entre a Condutividade Elétrica (CE) do solo e as reflectâncias espectrais dos índices. A correlação estatística entre as medições de campo de CE e os índices espectrais mostraram resultados variáveis para cada classe de salinidade avaliada. No entanto, o *Vegetation Soil Salinity Index* (VSSI) que é usado para discriminar entre o estresse do solo e da vegetação forneceu correlação com a CE medida em todas as classes de salinidade sendo considerado para prever áreas afetadas por sais em toda a bacia hidrográfica. O modelo de regressão considerado obteve previsões resultando em um coeficiente de determinação (R^2) de 0,70 e um erro quadrático médio (RMSE) de 3,33. A utilização desse índice espectral para avaliação da salinidade do solo mostrou-se uma opção interessante a ser considera em programas de monitoramento do solo. No entanto, são necessárias pesquisas adicionais para melhorar o modelo de avaliação de salinidade em nível de bacia hidrográfica. Por fim, é delineada a eficiência do uso do sensoriamento remoto, seguido por observações do local, ser uma ferramenta poderosa na detecção de áreas afetadas por sais.

Palavras-chaves: Análise de regressão, Landsat, Salinização, Reflectância espectral, Sensoriamento remoto.

CORREIA, Alice Pedrosa. **Evaluation of spectral indices for the identification of soil salinity in the Pajeú basin – semi-arid region of Pernambuco**. Master Thesis (Master's Program in Environmental Engineering) – Federal Rural University of Pernambuco, Recife, 2023.

ABSTRACT

Soils affected by salts is one of the main threats of soil degradation occurring worldwide, especially in arid and semi-arid regions. This study evaluates the feasibility of identifying salinized areas in different soil salinity classes using spectral indices in the Pajeú river basin, in the semi-arid region of northeastern Brazil in the state of Pernambuco. Fifteen spectral indices that encompassed vegetation and soil salinity indices were extracted from Landsat 8 satellite images. Statistical analyzes performed were based on descriptive statistics and second-order polynomial regression ($p < 0.05$) between Electrical Conductivity (EC) of the soil and the spectral reflectances of the indices. The study area was dominated by non-saline areas. Statistical correlation between EC field measurements and spectral indices showed variable results for each assessed salinity class. However, the Vegetation Soil Salinity Index (VSSI) which is used to discriminate between soil and vegetation stress provided correlation with EC across all salinity classes being considered to predict areas affected by salts across the watershed. The regression model considered obtained predictions resulting in a coefficient of determination (R^2) of 0,70 and a mean squared error (RMSE) of 3,33. The use of this spectral index to assess soil salinity proved to be an interesting option to be considered in soil monitoring programs. However, further research is needed to improve the watershed level salinity assessment model. Finally, the efficiency of using remote sensing, followed by site observations, is outlined as a powerful tool in detecting areas affected by salts.

Keywords: Landsat, Reflectance Spectral, Regression analysis, Remote sensing, Salinization.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1- Localização da bacia hidrográfica do rio Pajeú no Estado de Pernambuco. 25
Figura 2 - Principais tipos de cobertura da área de estudo (a) vegetação nativa no município de Serra Talhada, (b) agricultura no município de Triunfo, (c) pastagem no município de Brejinho e (d) solo descoberto no município de Carnaubeira da Penha. 27
Figura 3 - Amostras coletadas em diferentes usos da terra na bacia hidrográfica do rio Pajeú em Pernambuco. 28
Figura 4 - Relação entre os valores de condutividade elétrica (CE) normalizados preditos e medidos. 45

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação das classes de salinidade do solo determinadas pela condutividade elétrica em relação aos efeitos dos sais nas culturas. 30
Tabela 2 - Característica do sensor Landsat 8 OLI/TIRS com identificação das suas bandas, resolução espectral, espacial e temporal. 31
Tabela 3 - Imagens de satélite Landsat 8 OLI/TIRS usadas para determinar os índices espectrais conforme o período estabelecido no estudo. 31
Tabela 4 - Índices espectrais de vegetação e salinidade usados..... 32
Tabela 5 - Estatística descritiva para os valores de condutividade elétrica em cada classe de salinidade do solo estudada. 36
Tabela 6 - Contribuição dos usos do solo identificados em relação as classes de salinidade do solo. 37
Tabela 7 - Resultados da análise de regressão polinomial de segunda ordem para os 15 índices de salinidade do solo derivados das imagens Landsat 8 OLI. 41
Tabela 8 - Parâmetros estatísticos dos valores de condutividade elétrica (CE) estimados para o índice de salinidade do solo da vegetação (VSSI) em todas as classes de salinidade do solo estudadas. 44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BI	Brightness Index
Ca^{2+}	Cálcio
$CaCO_3$	Carbonato de Cálcio
$CaSO_4 \cdot 2H_2O$	Gesso
CE	Condutividade Elétrica
CEes	Condutividade Elétrica do Extrato De Saturação
Cl^-	Cloreto
DNOCS	Departamento Nacional de Obras Contra a Seca
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations
GEE	Google Earth Engine
HCO^{-3}	Bicarbonato
ISRIC	World Soil Information
K^{2+}	Potássio
Mg^{2+}	Magnésio
Na^+	Sódio
NDSI	Normalized Difference Salinity Index
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Infravermelho Próximo
NO^{3-}	Nitratos
OLI	Operational Land Imager
pH	Potencial Hidrogeniônico
PI	Perímetros Irrigados
PST	Percentagem de Sódio Trocável
RAS	Razão de Adsorção de Sódio
S1	Salinity Index 1
S2	Salinity Index 2
S3	Salinity Index 3
S4	Salinity Index 4
S5	Salinity Index 5
S6	Salinity Index 6
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
SI	Salinity Index

SI-1	Salinity Index
SI8	Salinity Index 8
SMA	Análise de Mistura espectral
SO_2^{-4}	Sulfato
SR	Salinity Ratio
SVM	Máquina de vetores de suporte
SWIR	Infravermelho de Ondas Curtas
TIR	Infravermelho Térmico
UAST	Unidade Acadêmica de Serra Talhada
UFRPE	Universidade Federal Rural de Pernambuco
USGS	United States Geological Survey
VIS	Visível
VNIR	Visível e Infravermelho Próximo
VSSI	Índice de Salinidade do Solo da Vegetação
WRB	World Reference Base for Soil Resources

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 13
2. OBJETIVO 15
2.1 Objetivo geral 15
2.2 Objetivo específico 15
3. REFERENCIAL TEÓRICO 16
3.1 A salinidade do solo em ambientes semiáridos 16
3.2 Classificação dos solos afetados por sais 18
3.3 Uso do sensoriamento remoto como ferramenta para identificação de áreas afetadas por sais 19
3.4 Reflectância espectral de solos afetados por sais 22
3.5 Índices espectrais de salinidade do solo 23
4. MATERIAL E MÉTODOS 25
4.1 Área de estudo 25
4.2 Amostragem do solo 27
4.3 Análise de laboratório 29
4.4 Aquisição, pré-processamento de imagens de satélite e software 30
4.5 Índices espectrais 32
4.6 Análise estatística 33
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO 36
5.1 Medições do solo dos dados de CE 36
5.2 Relação entre salinidade do solo e índices espectrais derivados de dados Landsat-8 OLI 38
6. CONCLUSÃO 47
REFERÊNCIAS 48

1. INTRODUÇÃO

A salinidade do solo constitui uma das principais restrições na produção global de alimentos, devido ao seu impacto adverso na produtividade e sustentabilidade agrícolas (SHAHID et al. 2018; MINHAS et al. 2020), sendo assim considerada a principal causa de abandono de terras e aquíferos destinados para usos agrícolas (PÉREZ-AFONSECA et al. 2010). O Relatório da *Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO, 2015) aborda que os solos afetados por sais ocorrem em mais de 100 países e sua extensão mundial é estimada em cerca de um bilhão de hectares. De acordo com as estatísticas disponíveis, cerca de 412 milhões de hectares são afetados pela salinidade e 618 milhões de hectares por sodicidade.

Os solos são considerados salinos quando a condutividade elétrica do extrato da pasta de saturação (CEes) é maior ou igual a 4 dSm^{-1} e a percentagem de sódio trocável (PST) é menor que 15% (RICHARDS, 1954). Frequentemente, são reconhecidos pela presença de crosta esbranquiçada de sal em sua superfície podendo ocorrer em todas as condições climáticas, mas em particular nas regiões áridas e semiáridas, onde a alta taxa de evapotranspiração ocasiona o movimento capilar dos sais contidos na água, devido à elevada temperatura, que em conjunto com a baixa pluviosidade propicia o acúmulo de sais na rizosfera, por não conseguir sem que haja lixiviação dos sais minerais da zona radicular (RIBEIRO et al. 2016).

No Brasil solos salinos e sódicos ocorrem predominantemente na região semiárida na área do “Polígono das Secas” que abrange os estados de Piauí, Ceará, Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Bahia e o norte de Minas Gerais (ARAÚJO FILHO et al. 2017; VIEIRA, 2020). Contudo, outras áreas brasileiras podem apresentar solos salinos e sódicos tendo ocorrência no Pantanal Mato-Grossense, nas épocas do ano que a evapotranspiração excede a precipitação, no Rio Grande do Sul, nas partes baixas e próximas às lagoas existentes na região, intensificando assim a salinização dos solos nessas regiões (RIBEIRO, RIBEIRO FILHO, JACOMINE, 2016; ARAÚJO FILHO et al. 2017).

As áreas afetadas por sais é um problema para a irrigação no semiárido nordestino visto que este processo pode ser favorecido devido um conjunto de ações envolvendo técnicas inadequadas de manejo, condição de drenagem ineficiente, uso de água com uma alta concentração de sais, entre outras práticas. No Estado de

Pernambuco na região semiárida, o acúmulo de sais tem atingido diversas áreas agrícolas em diferentes graus de salinidade, como as do perímetro irrigado de Ibimirim (VASCONCELOS et al. 2013), perímetro irrigado de Custódia (FREIRE et al. 2014) e perímetro irrigado Cachoeira, em Serra Talhada (FERNANDES et al. 2009).

Para monitorar esse problema, se fazem necessárias a identificação e avaliação das áreas salinas e susceptíveis à salinização para melhorar a tomada de decisão sobre o ordenamento territorial, permitindo medidas necessárias para reduzir, ou até evitar, perdas econômicas e restaurar a produtividade do solo (FARIFTEH, 2007). Portanto, é de extrema importância avaliar a salinidade do solo na bacia hidrográfica do rio Pajeú para implementar programas que minimizem esse impacto ou evitem aumentos futuros na salinidade do solo.

Dessa forma, o sensoriamento remoto vem sendo abordado por vários trabalhos na tentativa de detectar áreas salinizadas de maneira rápida e eficiente, para obter informações atualizadas sobre a distribuição da salinidade do solo. Mesmo ocorrendo progresso significativo para avaliar essas áreas, usando índices espectrais derivados da refletância de banda e proporções de diferentes imagens de satélite, até o momento nenhuma pesquisa avaliou as áreas salinizadas no estado de Pernambuco em nível de bacia hidrográfica, estando as determinações se limitando a perímetros irrigados.

Desta forma, a realização de pesquisas aplicadas nessa região é de extrema importância para desenvolver estratégias de recuperação do solo e proporcionar seu uso adequado. Pois, a recuperação dessas áreas salinizadas permitiria a revegetação de áreas anteriormente desertificadas, o que contribuiria significativamente para a preservação da biodiversidade e mitigação dos impactos ambientais.

2. OBJETIVO

2.1 Objetivo geral

Identificar e determinar os níveis de salinidade do solo, por meio de diferentes índices de reflectância espectral do solo, utilizando-se imagens do sensor Landsat-8 OLI na bacia hidrográfica do rio Pajeú, Sertão de Pernambuco.

2.2 Objetivo específico

- Verificar os níveis de salinidade do solo na bacia hidrográfica do rio Pajeú – PE;
- Avaliar a eficiência de alguns índices espectrais existentes, usando-se imagens Landsat-8 para analisar a salinidade do solo sobre à área de estudo;
- Desenvolver um modelo de regressão estatística baseado no melhor índice espectral para identificar áreas afetadas por sais.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 A salinidade do solo em ambientes semiáridos

A salinidade do solo é um sério problema ambiental devido aos seus efeitos do acúmulo de sais solúveis em horizontes ou camadas próximas à superfície do solo, que ocorrem em extensas áreas em todos os continentes e em quase todas as condições climáticas, mas têm frequência em climas áridos e semiáridos, onde a alta evapotranspiração contribui para a ascensão capilar dos sais para a superfície (Daliakopoulos et al. 2016). A baixa precipitação restringe a lixiviação dos sais ao longo do perfil do solo (GORJI; TANIK; SERTEL, 2015; ASFAW; SURYABHAGAVAN; ARGAW, 2018). Esses efeitos combinados causam acúmulo de sais em excesso na superfície influenciando as propriedades do solo e o ambiente, causando a diminuição da produtividade do solo (FARIFTEH; FARSHAD; GEORGE, 2006; FAO; ITPS, 2015).

Os solos afetados por sais podem ocorrer em decorrência das características naturais e/ou ações antrópicas (ALLBED; KUMAR, 2013; DALIAKOPOULOS et al. 2016). A salinidade primária ou natural ocorre por meio de minerais primários e rochas expostas ao intemperismo, sais fósseis derivados de depósitos residuais, deposição atmosférica, intrusão de água do mar , enquanto, a salinidade secundária ou induzida pelo homem, deriva da má gestão dos recursos terrestres e hídricos, instalações precárias de drenagem, mau gerenciamento dos métodos de irrigação, adições de fertilizantes inorgânicos e orgânicos ou outras práticas inadequadas (PESSOA et al. 2019; CASTRO; SANTOS, 2020).

Nessas áreas em muitas situações a irrigação é a única maneira de garantir a produção agrícola bem-sucedida (FREIRE et al. 2014; HOLANDA et al. 2016), como é o caso do Semiárido do Nordeste brasileiro. No Brasil, como medida de expansão e modernização da agricultura foram implantados entre 1968 e 1992 os Perímetros Irrigados (PI), sob gerência do Departamento Nacional de Obras Contra a Seca (DNOCS) como política para desenvolvimento do Semiárido Nordestino, considerando a disponibilidade de água e solos adequados ao desenvolvimento da irrigação, em concordância com a capacidade para açudagem (PONTES et al. 2013; SILVEIRA et al. 2018). Ocorreram as implantações de 38 PI’s, localizados no Polígono das Secas que abrange os estados do Piauí, Ceará, Rio Grande do Norte, Paraíba,

Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Bahia e o norte de Minas Gerais (RIGOTO et al. 2016).

No entanto, segundo Bernardo (1997), cerca de 30% das áreas de projetos públicos de irrigação estão com problemas de salinidade. Em 1999, havia no DNOCS cerca de 1.654 hectares considerados como área salinizada e outros 1.113 hectares com predisposição à salinização (BRASIL, 2004). Ribeiro (2010) mostra que a problemática da salinização em perímetros irrigados do DNOCS está associada a um conjunto de condições que surgem devido ao uso de água com baixa qualidade, para a irrigação, tipo de irrigação e ausência de sistema de drenagem.

Góes (1978) e Gheyi (2000) apresentam estimativas da extensão da área salinizada no Nordeste do Brasil e ambos relataram que, aproximadamente, 25% das áreas irrigadas apresentam problemas de salinidade. Em percentual de área, Barreto et al. (2004) citam alguns perímetros afetados por sais no estado da Bahia, Barris com 29,4% e Jucurici com 23,1%, e no estado da Paraíba, São Gonçalo com 22% e Sumé com 30,1%.

Gomes et al. (2004) observaram que na região dos polos Petrolina em Pernambuco e Juazeiro na Bahia, que correspondem a 6 PI's que representa uma área de 38.917 hectares, aproximadamente 20% apresentam redução na produção agrícola e da área irrigada, ocasionada pela salinização, enquanto o município de Custódia, Pernambuco, contém 70% do PI salinizado. Na porção norte do Estado do Ceará, nos distritos irrigados do Baixo Acaraú e Araras Norte, foram detectados valores de condutividade elétrica do extrato de saturação (CEes) com 209,5% mais elevados que em solo com cobertura vegetal nativa (LOPES et al. 2009).

Fernandes et al. (2014) verificaram as alterações nos atributos físicos e químicos do solo do PI Cachoeira II no município de Serra Talhada, Pernambuco, mostrando que aproximadamente 12%, 14% e 28% dos 37 lotes estudados estavam afetados por sais nas profundidades de 0 - 20, 20 - 40 e 40 - 60 cm. Nóbrega et al. (2016) avaliaram a influência da agricultura irrigada no processo de desertificação no município de Cabrobó, Pernambuco. Identificam que diferentes amostras de solo coletadas em usos distintos, na profundidade aproximada de 20 cm, apresentaram o caráter sálico em quantidades tóxicas à maioria das culturas em diferentes épocas do ano, com CEes ≥ 7 dS m^{-1} a 25°C.

BUAINAIN et al. (2020) afirmam que a problemática da região semiárida do Nordeste brasileiro não se enquadra apenas à limitação de chuva, mais sim o agrupamento de diversas restrições, como por exemplo, a inadequação do solo, a estrutura agrária e a carência de assistência técnica.

3.2 Classificação dos solos afetados por sais

Os solos afetados por sais são classificados em três tipos - solos salinos, sódicos e salino-sódicos. Essa classificação é proposta pela análise laboratorial de variáveis que estão relacionadas com base em dados de: Condutividade Elétrica do extrato da pasta saturada do solo (CEes) em deciSiemens por metro (dSm^{-1}), potencial hidrogeniônico (pH) e Percentagem de Sódio Trocável (PST) (RICHARDS, 1954).

De acordo com Richards (1954), os solos salinos são classificados como aqueles em que a CEes é ≥ 4 dS m^{-1} a 25°C e PST < 15%, geralmente o pH é < 8,5. Os solos salinos são reconhecidos pela presença de crostas brancas de sal em superfície e, normalmente em estado floculado e boa permeabilidade à água. Os solos sódicos têm PST ≥ 15%, a CEes < 4 dS m^{-1} a 25°C e o pH, na maior parte dos casos, maior que 8,5, pois a eliminação do excesso de sais aumenta o grau de hidrólise do sódio trocável e, como resultado, dispersa a argila e a matéria orgânica podendo induzir a degradação estrutural grave do solo (RICHARDS, 1954). Os solos salino-sódicos têm uma CEes ≥ 4 dS m^{-1} a 25°C, PST ≥ 15, e o pH do solo é em geral ≤ 8,5, devido à alta concentração de eletrólitos o que acarreta o equilíbrio da dispersão promovida pelo sódio trocável com propriedades físicas menos severas em relação aos solos sódicos (RICHARDS, 1954).

Estes parâmetros embora aceitos em muitos países está longe de ser uma unanimidade universal. Outros esquemas de classificação podem ser utilizados, havendo uso de diferentes parâmetros com proporções distintas para identificar os níveis da presença de íons solúveis. *A Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO) e *World Soil Information* (ISRIC) desenvolveram o sistema de classificação da *World Reference Base for Soil Resources* (WRB) que estabelece referências com base na definição de dois horizontes diagnósticos na salinidade e a sodicidade (IUSS WORKING GROUP WRB, 2015).

Além das classificações propostas, devem ser usadas avaliações dos indicadores químicos do solo e propriedades observáveis em campo para quantificar as características de áreas afetadas por sais. Existem esquemas de classificação na literatura para mostrar que há indicadores alternativos que contribuem para identificar ocorrências dos níveis de problemas com sais (RACETIN, 2020; SILVA et al. 2021). Uma aplicação é encontrada em sensoriamento remoto da superfície terrestre que usa os índices de reflectância espectral da vegetação e do solo como indicadores para solos afetados por sais, tendo estudos que corroboram essa correlação (ALLBED; KUMAR; ALDAKHEEL, 2014; PESSOA et al. 2016; ASFAW; SURYABHAGAVAN; ARGAW, 2018; ABUELGASIM; AMMAD, 2019).

3.3 Uso do sensoriamento remoto como ferramenta para identificação de áreas afetadas por sais

A identificação e avaliação da salinidade do solo é tradicionalmente realizada com trabalho de campo e amostragem de solo na área de interesse, seguidas de análises laboratoriais para a determinação quantitativa da CE do solo, como base para identificação da salinização. Entretanto, esse método é demorado e economicamente caro, pois é necessária uma intensa amostragem para determinar satisfatoriamente a distribuição quantitativa das áreas afetada por sais de uma região (NANNI; DEMATTÊ, 2006; AZABDAFTAR; SUNARB, 2016).

A técnica de sensoriamento remoto (SR) para este fim é uma técnica de avaliação mais eficiente, com economia de tempo, ampla cobertura, baixo custo e rapidez, do que os métodos tradicionais, o que facilita para monitorar pequenas e grandes áreas em um longo período. Logo, o SR usa a energia eletromagnética que é refletida dos alvos para obter informações sobre a superfície da Terra, usando instrumentos com resoluções temporais, espaciais e espectrais distintas (ZRIBI, BAGHDADI e NOLIN, 2011; ALLBED e KUMAR, 2013; AZABDAFTARI e SUNARB, 2016). Em grandes extensões, por meio de observações de SR, sensores contribuem para um grande potencial em medir os efeitos espectrais da salinização no desenvolvimento das culturas ou em solos descobertos de maneira sistemática (MOREIRA; TEIXIERA; GALVÃO, 2015; GORJI et al. 2020).

As imagens multiespectrais são obtidas por múltiplos sensores existentes como Landsat Thematic Mapper (TM), Landsat Multispectral Scanner System (MSS), Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM +), Missão Système Pour l'Observation de la Terre (SPOT), IKONOS, EO-1, IRIS e Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (Terra-ASTER), com resoluções que podem variar de média a alta, bem como sensores hiperespectrais, que vêm sendo utilizados para detectar, avaliar, mapear e monitorar a salinidade do solo com resultados variados (ABBAS et al. 2013; ALLBED; KUMAR, 2013; AZABDAFTARI; SUNARB, 2016).

Nas últimas décadas vários estudos usam diferentes técnicas para identificação de áreas afetadas por sais por meio dos dados de SR, principalmente, com sensores multiespectrais (ALLBED; KUMAR, 2013). Por exemplo, na Etiópia, Asfaw, Suryabhagavan e Argaw (2018) usaram imagens Landsat TM com análises de modelo de regressão e validação dos métodos para mapear a salinidade do solo na fazenda de irrigação Wonji na bacia do rio Awash. Eles descobriram que os modelos de regressão desenvolvidos foram altamente significativos, podendo destacar os modelos de índice de salinidade do solo (SI), índice de brilho (BI) e índice de salinidade de diferença normalizada (NDSI), que foram mais eficientes de prever a variação espacial da salinidade do solo porque atendeu a todos os critérios de seleção do modelo. Dentre estes, o SI se mostrou melhor por oferecer coeficiente de determinação de 78%. O modelo espacial de salinização foi desenvolvido pela sobreposição de camadas fatoriais por meio da análise multivariada. Com valores dos coeficientes de correlação de ambos os modelos prevendo a salinidade da área em diferentes níveis, o SR induzido por meio do modelo SI teve melhor validade em relação ao modelo de fator de sobreposição. Concluíram que o modelo pode ser usado em áreas semelhantes que apresentem características de áreas afetadas pelo sal.

No oeste dos Emirados Árabes Unidos, Abuelgasim e Ammad (2018) utilizaram dados de satélite Landsat-8 OLI com o intuito de desenvolver um modelo empírico de reflectância de salinidade do solo, para superfícies de Sabkha, por meio de análise de regressão entre a reflectância espectral do solo e os valores de salinidade do solo medidos em campo, utilizando as regiões NIR-SWIR do espectro eletromagnético. Seus resultados mostraram que o modelo semi-empírico desenvolvido superou 60%

de precisão, em termos de previsão de mapeamento, em comparação com outros índices de salinidade.

No Brasil, Moreira, Teixeira e Galvão (2015) usaram sensores multiespectrais (TM/Landsat-5 e OLI/Landsat-8) e hiperespectrais (Hyperion/EO-1), para identificar solos expostos à salinidade em uma área cultivada com arroz irrigado no Semiárido nordestino, no distrito de irrigação de Morada Nova no estado do Ceará. Aplicaram análise de mistura espectral (SMA) sobre os dados Landsat-8 OLI para identificar os solos expostos e analisaram as variações de NDVI ao longo do tempo em áreas salinas e não salinas, utilizando dados Landsat-5 TM. Realizaram relações de regressão de cinco índices de salinidade, juntamente com escores de componente principal, que foram regredidos contra CE para estimar a salinização do solo. Também testaram métricas de discriminação espectral entre as classes de salinidade e classificação por máquina de vetores de suporte (SVM). Suas conclusões mostram que o sensor hiperespectral dos índices de salinidade, em comparação com o sensor multiespectral, produziram um menor erro quadrático médio para estimativas de CE e melhor distinção entre solos salinos e não salinos.

Da Silva et al. (2021) avaliaram a salinidade do solo no período de seca em uma área agrícola do PI de Maniçoba no estado da Bahia, com base em imagens Landsat-8 OLI e Sentienel-2, para construção dos mapas de CE e comparados com parâmetros biofísicos que foram obtidos por meio dos índices de vegetação (NDVI, SAVI, EVI e GDVI), índices de salinidade (SI-1, SI-2, SI-3), albedo, temperatura superficial (TSUP) e evapotranspiração real (ETR), seguido de observações de campo de CE. Seus resultados mostram que a CE apresentou elevado desvio padrão e coeficiente de variação em relação às demais variáveis, com valores maiores CE verificadas em áreas de solo descoberto, vegetação natural e vegetação agrícola. Os preditores mais fortemente relacionados à CE, foram a TSUP com R2 de 73% e o índice de vegetação GDVI com R2 de 71%, sendo assim capazes de estimar significativamente a salinidade do solo.

Os trabalhos anteriormente citados concentraram-se em diferenciar o solo salinizado e não salinizado qualitativamente fazendo uso de coleta de amostras de solo *in situ* e análise dessas em laboratório e quantitativamente por meio de informações multitemporais e multiespectrais, analisando a distribuição de salinidade e monitorando sua dinâmica por meio do SR e Sistemas de Informação Geográfica

(SIG) (GOING, 2015). Isso corrobora com Allbed e Kumar (2013) e Allbed, Kumar e Sinha (2014) que concordam com uma abordagem integrada usando SR, além de dados auxiliares, tendo maiores chances para o desenvolvimento de modelos de previsão de solo.

3.4 Reflectância espectral de solos afetados por sais

Como a salinidade do solo afeta a vegetação, a refletância da vegetação de sensoriamento remoto pode ser usada como um indicador indireto da salinidade do solo (ALLBED; KUMAR; SINHA, 2014). Os índices espectrais de vegetação têm a finalidade de avaliar e monitorar os recursos naturais por meio do monitoramento da percepção da variação nos padrões vegetativos que vêm sendo modelados e extraídos por meio de parâmetros biofísicos da vegetação, com o uso de dados de sensoriamento remoto (AL-KHAKANI e YOUSIF, 2019).

Sendo assim, a vegetação sadia resulta em baixa refletância na região do visível devido à absorção pela clorofila, que é usada para a fotossíntese, e alta refletância na região do infravermelho próximo (NIR) devido à estrutura celular das folhas das plantas (KUMAR et al., 2002). Em contrapartida, a vegetação doente tem menos clorofila e, portanto, apresenta uma refletância aumentada na região visível (VIS) e refletância reduzida na região NIR. Essas mudanças de refletância foram observadas para várias plantas durante o estresse salino (FERNANDEZ-BUCES et al. 2006; ELMETWALLI et al. 2012; ABUELGASIM; AMMAD, 2019).

A exposição do solo ao sal pode ser identificada em imagens de satélite multiespectrais com a ajuda da refletância dos sais, contudo sua identificação remota acaba sendo dificultada devido a mineralogia, cor, umidade, rugosidade da superfície, entre outros fatores que acabem dificultando sua detecção facilmente mascarando os efeitos dos sais no solo (ALLBED e KUMAR, 2013). Os índices de salinidade enfatizam os valores de reflectância espectral das regiões afetadas pelo sal no caso de ambientes com baixo desenvolvimento da vegetação, uma vez que isso pode estar atrelado indiretamente ao estresse causado pela presença de sais nos solos (KHAN, 2005; AL-KHAKANI e YOUSIF, 2019).

As bandas do visível e próximas do infravermelho são perceptíveis em solos salinos e, portanto, eles podem ser detectados ao longo de sua distribuição espacial

e geométrica (ABUELGASIM; AMMAD, 2019). Solos salinos têm maiores valores de reflectância entre as bandas do visível e próximo do infravermelho, em comparação com solos não salinos. Isso é provavelmente devido à alta intensidade de reflectância de tais superfícies, principalmente devido à cor esbranquiçada do sal cobrindo um pixel salino. No geral, a maioria dos índices de salinidade do solo que são desenvolvidos aplicam faixas de comprimento de onda do VIS e do NIR. Allbed, Kumar e Yousef (2014) revelaram que a refletância espectral aumenta à medida que a concentração de sais na superfície aumenta, porque a formação de cristais de sal no solo contribui diretamente para a alta refletância espectral da superfície à medida que solos salinos são comparados com outros níveis de salinidade do solo.

3.5 Índices espectrais de salinidade do solo

A salinidade do solo de uma grande área é caracterizada de forma convencional, medindo-se a condutividade elétrica a partir do extrato da pasta de saturação de amostras de solo in situ e análises dessas amostras em laboratório, com o intuito de elaborar mapas detalhados do processo de salinização (Moreira et al. 2014). Contudo segundo Nanni e Demattê (2006) esse método convencional de identificação, mapeamento e quantificação de solos salinos são demorados e custosos, pois se faz necessária uma amostragem abrangente para quantificar a variabilidade espacial da área.

Para gerenciar esse problema, a utilização de dados e técnicas de sensoriamento remoto vem sendo difundidas para o monitoramento e mapeamento da salinidade do solo desde 1960, quando foram usadas fotografias aéreas para delinear solos afetados por sais (Dale et al., 1986). Portanto, nos últimos tempos em várias partes do mundo as aplicações dessas técnicas estão entre os métodos mais baratos e rápidos, abrangendo grandes áreas, tornando a medição e monitoramento da salinidade do solo bastante controláveis e gerenciáveis (GORJI; TANIK; SERTEL, 2015). Extensas pesquisas vêm sendo realizadas por meio de dados de sensores multiespectrais como os da série Landsat, SPOT, IKONOS, QuickBird, e Sentinel-2 que estão sendo usados com sucesso na detecção, mapeamento e monitoramento da salinidade do solo (FARIFTEH, 2007; MOREIRA, 2014; ABUELGASIM; AMMAD, 2019).

Os sensores remotos captam a energia refletida ao longo do espectro eletromagnético para obter informações sobre a superfície da Terra, cobrindo diferentes níveis de detalhamento, consequentemente, evidenciando a região do visível (VIS: 400 – 700 nm), o infravermelho próximo (NIR: 700 – 1100 nm) e o infravermelho de ondas curtas (SWIR: 1100 – 2500 nm). Perante o exposto, as metodologias que utilizam o sensoriamento remoto para o mapeamento da salinidade do solo têm duas abordagens: ou por meio de indicadores diretos pela análise da refletância espectral de solos exposto, com eflorescência de sal e crosta (índices de salinidade); ou indicadores indiretos mediante análise da refletância espectral de uma vegetação em crescimento em solos afetados por sais (índice de vegetação) (ALLBED; KUMAR, 2013; ABDELATY; ABOUKILA, 2017; BARRETO, 2019).

A variável refletância da superfície na detecção direta para a caracterização da salinidade do solo pode ser dificultada pela forma como esses sais são distribuídos no ambiente, isso ocorre devido à mistura do sal com outros constituintes do solo que acaba interferindo na refletância espectral (ALLBED e KUMAR, 2013; MOREIRA et al., 2014). Enquanto, na abordagem indireta o acúmulo de sais promove uma redução da produtividade do solo prejudicando o desenvolvimento vegetal ocorrendo uma baixa atividade fotossintética, fazendo com que ocorra um aumento da refletância no visível e redução da refletância no NIR da vegetação (ALLBED; KUMAR, 2013). De acordo com Moreira (2014) isso acontece em função da alta concentração salina que aumenta a refletância do solo no visível.

Vários estudos têm testado diferentes índices de vegetação como indicadores indiretos para avaliar e mapear a salinidade do solo, como o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), como também foram desenvolvidos diferentes índices espectrais específicos para detectar e mapear a salinização como, por exemplo, o *Salinity Index* (SI), o *Normalized Difference Salinity Index* (NDSI) e o *Brightness Index* (BI) (KHAN et al. 2001; FARIFTEH, 2007; MOREIRA, 2014; ABUELGASIM; AMMAD, 2019).

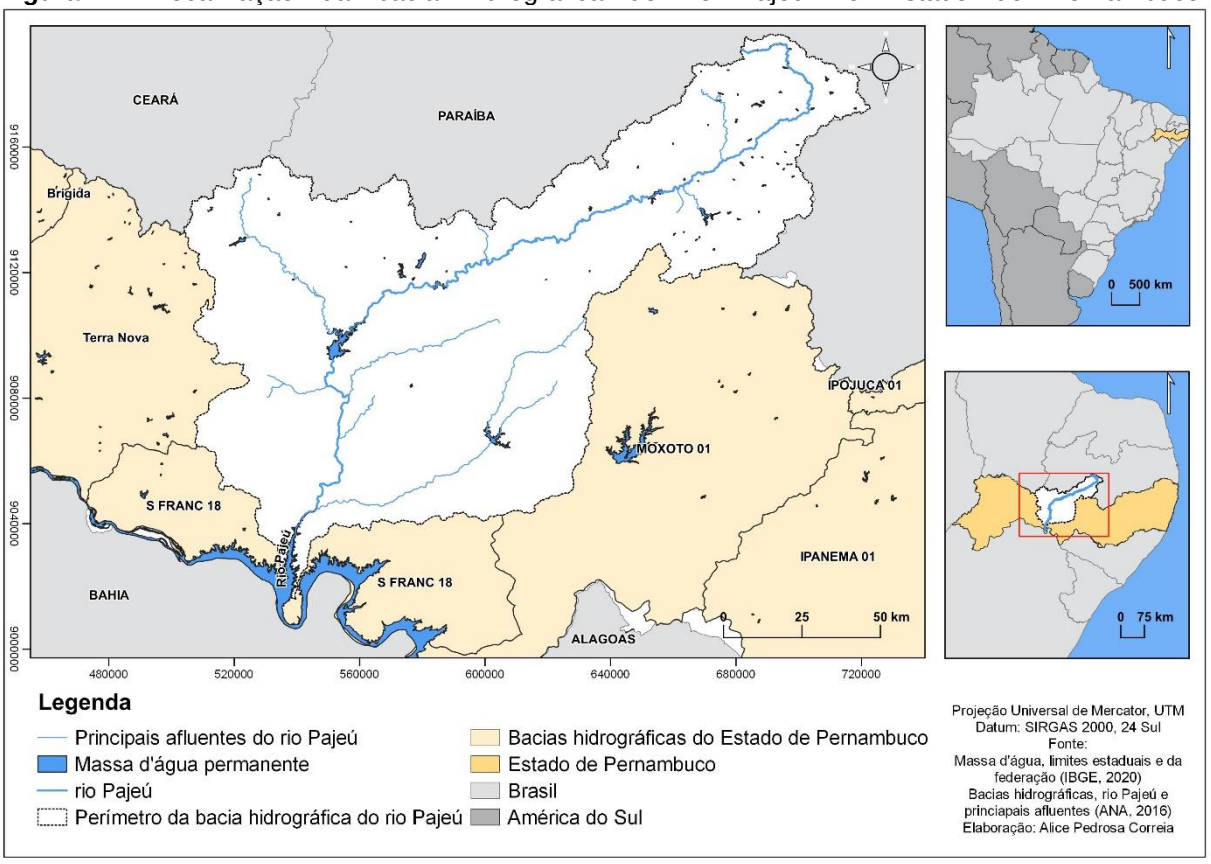
Neste contexto deve-se levar em consideração a problemática de que o processo de salinização na superfície do solo é dinâmico, caracterizando algumas limitações na determinação da refletância espectral do solo, que poderá ser observada na detecção dos sais, sendo importante retratar os comportamentos espectral, espacial e temporal das áreas afetadas (ALLBED; KUMAR, 2013).

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do rio Pajeú está totalmente inserida no estado de Pernambuco com uma área de 16.689,63 km^2, correspondendo a 16,97% da área do estado, sendo assim reconhecida como a maior bacia pernambucana, estando localizada geograficamente entre 07° 16’ 20” e 08° 56’ 01” de latitude sul, e 36° 59’ 00” e 38° 57’ 45” de longitude oeste (CBHSF, 2014). Limita -se ao norte com os estados do Ceará e Paraíba, ao sul com o grupo de bacias de pequenos rios interiores 3 – GI3 e a bacia do rio Moxotó, a leste com a bacia do rio Moxotó e o estado da Paraíba, e a oeste com a bacia do rio Terra Nova e o grupo de bacias de pequenos rios interiores 4 – GI4 (APAC, s.d.; CBHSF, s.d.; CBHSF, 2014), conforme a Figura 1.

Figura 1- Localização da bacia hidrográfica do rio Pajeú no Estado de Pernambuco.



Fonte: Autoria própria (2022).

O rio Pajeú está inserido na região do Submédio rio São Francisco tendo sua nascente na Serra da Balança, no município de Brejinho, Pernambuco, que percorre

uma extensão de 353 km, desde a nascente, seguindo inicialmente no sentido nordeste-sudoeste a uma altitude de 800 m, e logo depois aponta para o sul, no sentido do rio São Francisco até desaguar no lago de Itaparica, formado pela barragem do São Francisco (CBHSF, 2014).

O rio possui regime fluvial intermitente característico de ambiente semiárido com área de drenagem da bacia envolvendo vinte e sete municípios, dos quais vinte e três municípios encontram-se totalmente inseridos na bacia: Afogados da Ingazeira, Betânia, Brejinho, Calumbi, Carnaíba, Carnaubeira da Penha, Flores, Floresta, Iguaracy, Ingazeira, Itacuruba, Itapetim, Mirandiba, Quixaba, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Terezinha, São Jose do Belmonte, São José do Egito, Serra Talhada, Solidão, Tabira, Triunfo e Tuparetama; enquanto quatro municípios estão parcialmente inseridos: Belém do São Francisco, Custódia, Ibimirim e Salgueiro (APAC, s.d.).

A bacia hidrográfica do rio Pajeú apresenta a semiaridez predominante na parte sul nas proximidades ao rio São Francisco, onde as médias anuais encontram-se entre 400 mm e 500 mm. No entanto, ao norte as precipitações aumentam chegando em média a atingir entre 700 mm e 800 mm (ASSIS; SOBRAL; SOUZA, 2012; ACCIOLY et al. 2016). Os tipos climáticos segundo a classificação climática de Koppen são do tipo climático BSw'h' caracterizado como clima semiárido, quente, tipo estepe, com estação chuvosa retardada para outono, enquanto o tipo climático BSwh' tem a estação chuvosa no verão, exibindo um inverno seco e um verão que agrega toda a precipitação anual.

No que se refere aos solos, possuem uma variação considerável de fertilidade e profundidade, com predominância na área das classes de Luvissolos, Neossolos Litólicos, Planossolos e Argissolos. (FEITOSA, 2012; ASSIS et al. 2012). O relevo na área da bacia de estudo é pouco movimentado manifestando as classes de menor declividade como plano, suave-ondulado e ondulado (ACCIOLY et al. 2016).

O uso e ocupação das terras da bacia do rio Pajeú, segundo Accioly et al. (2016) de acordo com a classe de relevo está distribuído da seguinte forma: áreas de Caatinga aberta (572.691 ha), Caatinga densa (638.612 ha), mata serrana (4.497 ha), agricultura (324.924 ha) e pastagens (121.653 ha) (ACCIOLY et al. 2016). Logo, de acordo com os fatores climáticos e pedológicos que influenciam a bacia hidrográfica, a principal cobertura vegetal sobre a superfície é a Caatinga hiperxerófila que

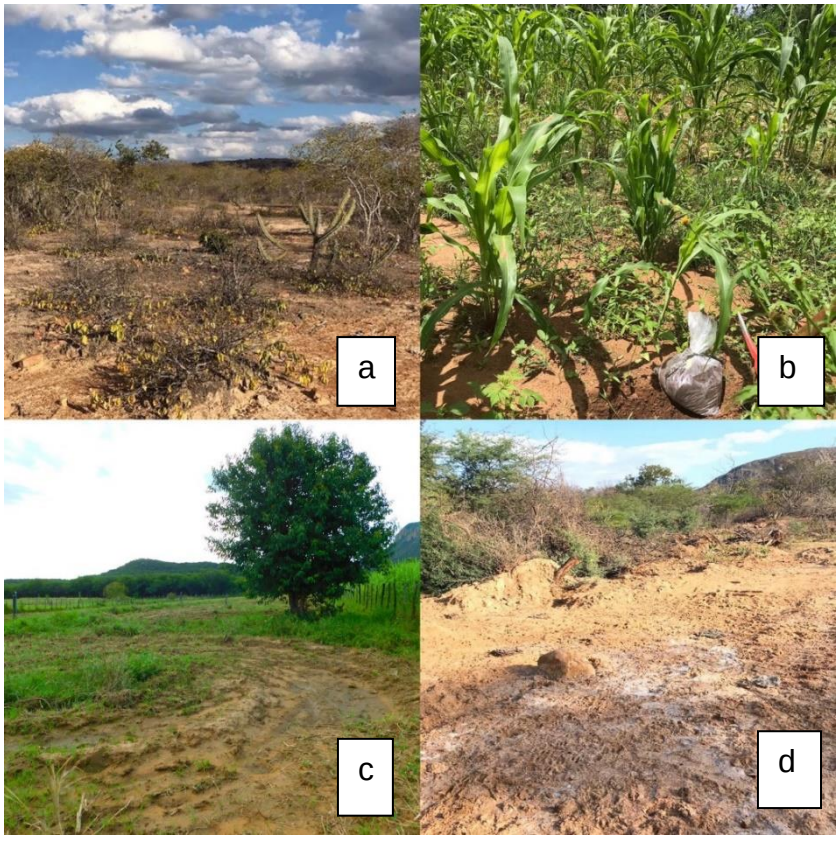
apresenta três tipos fisionômicos (Caatinga arbórea, Caatinga arbóreo-arbustiva e a Caatinga arbustiva) (FEITOSA, 2012).

4.2 Amostragem do solo

Os locais de amostragem de solo foram escolhidos, por meio da análise visual das imagens de satélite dentro da área de estudo (ALLBED; KUMAR; YOUSEF, 2014; ABUELGASIM; AMMAD, 2019). Os locais de amostragem foram previamente estabelecidos utilizando o software QGIS versão 3.14.1 “Pi” para permitir fácil acesso ao terreno explorando diferentes feições topográficas, usos do solo, tipos de solos e níveis de salinidade (MASOUD et al. 2019).

No total, entre os meses de abril a agosto de 2021, foram coletadas 460 amostras de solo em quatro diferentes usos e ocupação do solo - vegetação nativa, agricultura, pastagem e solo descoberto (Figura 2).

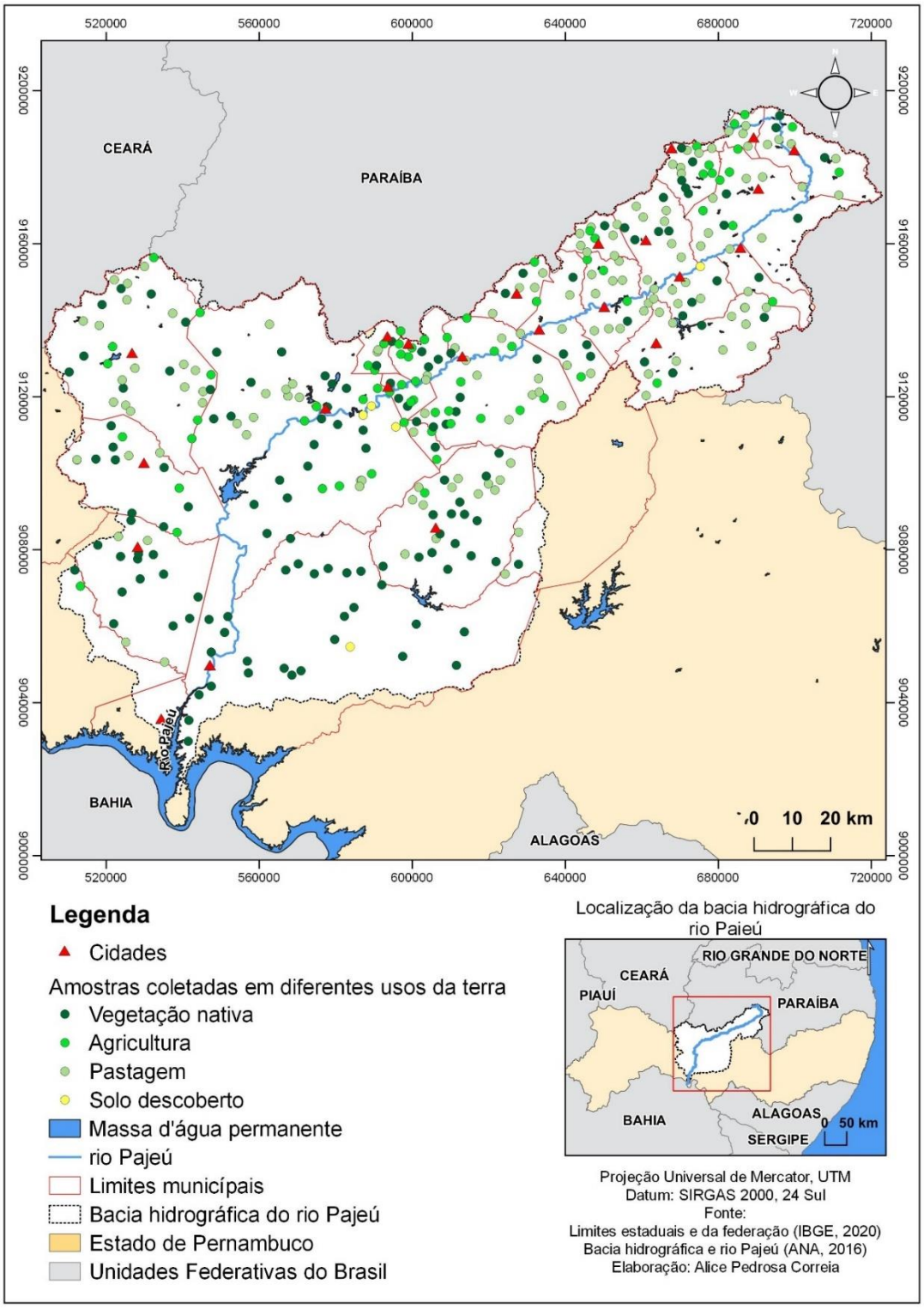
Figura 2 - Principais tipos de cobertura da área de estudo (a) vegetação nativa no município de Floresta (b) agricultura no município de Flores, (c) pastagem no município de Serra Talhada e (d) solo descoberto no município de Carnaubeira da Penha.



Fonte: Autoria própria (2021)

Contudo, após retirada de nuvens das imagens de satélite utilizadas se retornou o valor digital de 361 amostras que foram utilizadas nesse estudo, conforme mostra a Figura 3.

Figura 3 - Amostras coletadas em diferentes usos da terra na bacia hidrográfica do rio Pajeú em Pernambuco.



Fonte: Autoria própria (2022).

No momento da coleta, foram tomadas as devidas observações na caderneta de campo e anotadas as coordenadas geográficas dos pontos de coleta das amostras usando-se o Sistema de Posicionamento Global (GPS) com modelo Garmin GPSMAP 64s. Essas amostras foram coletadas na camada superficial do solo de 0 – 10 cm de profundidade, armazenadas em sacos plásticos, devidamente etiquetados, e encaminhadas ao laboratório para determinação da salinidade do solo. No laboratório, antes da análise, cada amostra foi seca ao ar em temperatura ambiente, fragmentada e passadas em peneira de 20 cm de diâmetro e malha de 2 mm para obter a terra fina seca ao ar (TFSA) de acordo com o procedimento descrito no Manual de Métodos de Análise de Solo (TEIXEIRA et al. 2017).

4.3 Análise de laboratório

O atributo químico comumente usado para avaliar a salinidade do solo é a condutividade elétrica (CE) que é normalmente medida em deci-siemens por metro (dSm^{-1}) a 25°C para evitar a influência da temperatura e determinar a concentração de sais solúveis no solo (DALIAKOPOULOS et al., 2016).

As análises de CE foram realizadas no Laboratório de Fertilidade de Solo da Unidade Acadêmica de Serra Talhada (UAST) - Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) para determinação da condutividade elétrica do extrato de uma pasta saturada das amostras de solo, conforme a metodologia de Richards (1954).

Para isso, a pasta de solo saturado foi preparada adicionando água destilada a uma amostra de 500 g de TFSA e mexendo com uma espátula até obter uma pasta de solo que brilhava à medida que refletia a luz visível e deslizava facilmente a espátula. A pasta saturada ficou em repouso por aproximadamente 16 horas antes da extração. O extrato da pasta saturado foi obtido por extração a vácuo usando um Funil de Buchner e papel filtro. O extrato foi coletado em um Kitassato e armazenado em um tubo para, finalmente, a leitura das amostras de solo foi realizada por condutivímetro medidor digital de bancada na faixa de leitura de 0,001µS/cm a 2 S/cm modelo DM-32 DIGIMED.

Os resultados de CE (dSm^{-1} a 25 °C) obtidos foram adaptados para quatro classes de salinidade do solo e classificados de acordo com a concentração de sais

no solo, adaptando as determinações estabelecidas por Asfaw, Suryabhagavan e Argaw (2018), e estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Classificação das classes de salinidade do solo determinadas pela condutividade elétrica em relação aos efeitos dos sais nas culturas.

CE (dSm^{-1})	Classe
0 -2	Não salino
2 - 4	Fracamente salino
4 - 8	Moderadamente salino
> 8	Altamente salino

Fonte: Adaptado de Asfaw, Suryabhagavan e Argaw (2018).

4.4 Aquisição, pré-processamento de imagens de satélite e software

Como o estudo foi implementado em uma área de grande extensão, optou-se em usar o *Google Earth Engine* (GEE) por ser uma plataforma disponível gratuitamente, projetada para gerenciar grandes volumes de informação em um serviço baseado na web com poder computacional suficiente para processar dados em escala global de observações da Terra e dados relacionados, permitindo aos usuários desenvolver análises de dados geoespaciais com interface de programação para adquirir, processar, analisar e visualizar dados utilizando recursos de computação de alto desempenho.

Sendo assim, os dados de satélite usados neste estudo vêm do Landsat-8 Surface Reflectance Tier 1, fornecidos pela *United States Geological Survey* (USGS), disponíveis no catálogo do GEE. Este conjunto de dados contém refletância de superfície corrigida pela atmosfera e temperatura da superfície terrestre proveniente dos dados gerados pelos sensores Landsat-8 OLI (Operational Land Imager) TIRS (Thermal Infrared Sensor) e como o nível de processamento é Tier 1, inclui dados que cumprem os requisitos de qualidade geométrica e radiométrica (USGS, s.d.).

Estas imagens consistem em três subsistemas que registram a radiação emitida da superfície da Terra, do espectro eletromagnético, nas faixas do visível e infravermelho próximo (VNIR) com 5 bandas, infravermelho de ondas curtas (SWIR) constituído de 2 bandas, tendo o VNIS - SWIR processadas para refletância de superfície ortorretificada e 1 banda de infravermelho térmico (TIR) processada para temperatura de superfície ortorretificada, como pode-se observar na Tabela 2 (USGS, s.d.).

Tabela 2 - Característica do sensor Landsat-8 OLI/TIRS com identificação das suas bandas, resolução espectral, espacial e temporal.

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral (micrômetros)	Resolução Espacial (metros)	Resolução Temporal (dias)
OLI Operational Land Imager	(B1) Azul costeiro	0,43 - 0,45 µm	30 m	16 dias
	(B2) Azul	0,450 - 0,51 µm		
	(B3) Verde	0,53 - 0,59 µm		
	(B4) Vermelho	0,64 - 0,67 µm		
	(B5) Infravermelho próximo (NIR)	0,85 - 0,88 µm		
	(B6) Infravermelho de ondas curtas (SWIR 1)	1,57 - 1,65 µm		
	(B7) Infravermelho de ondas curtas (SWIR 2)	2,11 - 2,29 µm		
	(B8) Pancromática (PAN)	0,50 - 0,68 µm	15 m	
	(B9) Cirrus	1,36 - 1,38 µm	30 m	
TIRS Thermal Infrared Sensor	(B10) TIRS 1	10,6 – 11,19 µm	100 m	
	(B11) TIRS 2	11,5 – 12,51 µm		

Fonte: USGS (s.d.).

Este estudo utilizou sete imagens de satélite do USGS Landsat 8 Level 2, Collection 2, Tier 1, adquiridas mais compatíveis e próximas dentro do período dominante das datas de trabalho de campo para não ocasionar problemas com mudanças sazonais (AZABDAFTARI e SUNAR, 2016), conforme mostrado na Tabela 3. As faixas espectrais consideradas originam-se do sensor OLI que mede nas porções do espectro visível e do infravermelho próximo ao infravermelho de ondas curtas (VIS, NIR e SWIR).

Tabela 3 - Imagens e datas das aquisições das imagens do Landsat 8 OLI.

Imagens de satélite Landsat 8 OLI/TIRS	Datas de aquisição
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_216065_20210529	29 de maio de 2021
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_216066_20210529	29 de maio de 2021
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_216065_20210614	14 de junho de 2021
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_215065_20210709	09 de julho de 2021
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_215066_20210709	09 de julho de 2021
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_215065_20210826	26 de agosto de 2021
LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_216066_20210902	02 de setembro de 2021

As imagens foram submetidas à aplicação de uma máscara para retirada de nuvens da coleção realizada utilizando recursos do GEE, onde posteriormente, toda a coleção de imagem de interesse foi filtrada com base em critérios temporais e

espaciais especificados pelo usuário, usando a função ‘filter bounds’, ‘filter date’ e ‘filter calendar ranger’. Em seguida, as imagens de interesse foram selecionadas com base no período de coleta do solo. Então, iniciou o cálculo dos índices espectrais de vegetação e salinidade do solo que ao aplicar um redutor no mosaico final calculado para cada índice espectral obteve, por meio das coordenadas geográficas dos pontos amostrais, o valor digital do pixel de cada ponto georreferenciado dos modelos.

4.5 Índices espectrais

A salinidade do solo pode ser identificada a partir de dados de sensoriamento remoto obtidos por diferentes sensores por meio de indicadores de propriedade de interesse como é o caso de índices espectrais de vegetação e solo que foram desenvolvidos para a detecção da salinidade do solo com ênfase na avaliação de áreas afetadas por sais em regiões áridas e semiáridas (KHAN et al., 2001; DOUAOUI et al., 2006; ABBAS KHAN, 2007; BANNARI et al., 2008; ABBAS et al., 2013; ALLBED e KUMAR, 2013; DEHNI e LOUNIS, 2012; ASFAW, SURYABHAGAVAN; ARGAW; 2018).

Dessa forma, com base na literatura comumente usada para analisar os índices espectrais de vegetação e solo em estudos de salinidade, derivados de imagens de satélite, foram selecionados quinze índices espectrais segundo sua importância relativa para determinar a salinidade do solo. Portanto, dois índices de vegetação foram selecionados de acordo com sua importância relativa para determinar a salinidade do solo sendo considerados (NDVI e SAVI), bem como treze índices de salinidade desenvolvidos para detecção e avaliação de sais no solo foram incluídos (SI, VSSI, SR, BI, NDSI, S1, S2, S3, S4, S5, S6, SI-1 e SI8), apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Índices espectrais de vegetação e salinidade usados.

	Índice	Fórmula	Referência
1	*Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI)	$NDVI = \frac{\rho NIR - \rho R}{\rho NIR + \rho R}$	Rouse et *al*., (1973)
2	*Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI)	$SAVI = \frac{(\rho NIR - \rho R)}{(\rho NIR + \rho R + L)} * (1 + L)$	Huete (1988)
3	*Salinity Index* (SI)	$SI = \sqrt{\rho R * \rho NIR}$	Dehni e Lounis (2012)
4	*Vegetation Soil Salinity Index* (VSSI)	$VSSI = 2 * \rho G - 5(\rho R + \rho NIR)$	Dehni e Lounis (2012)

5	*Salinity Ratio* (SR)	$SR = \frac{\rho R - \rho NIR}{\rho G - \rho NIR}$	Dehni e Lounis (2012)
6	*Brightness Index* (BI)	$BI = \sqrt{\rho R^2 + \rho NIR^2}$	Khan et al. (2001)
7	*Normalized Difference Salinity Index* (NDSI)	$NDSI = \frac{\rho R - \rho NIR}{\rho R + \rho NIR}$	Khan et *al*. (2001)
8	*Salinity Index* 1 (S1)	$S_1 = \frac{\rho B}{\rho R}$	Abbas e Khan (2007)
9	*Salinity Index* 2 (S2)	$S_2 = \frac{\rho B - \rho R}{\rho B + \rho R}$	Abbas e Khan (2007)
10	*Salinity Index* 3 (S3)	$S_3 = \frac{\rho G * \rho R}{\rho B}$	Abbas e Khan (2007)
11	*Salinity Index* 4 (S4)	$S_4 = \sqrt{\rho B * \rho R}$	Abbas e Khan (2007)
12	*Salinity Index* 5 (S5)	$S_5 = \frac{\rho B * \rho R}{\rho G}$	Abba0s e Khan (2007)
13	*Salinity Index* 6 (S6)	$S_6 = \frac{\rho R * \rho NIR}{\rho G}$	Khan et *al*. 2001
14	*Salinity Index* (SI-1)	$SI - 1 = \frac{\rho SWIR1}{\rho SWIR2}$	Bannari et *al*. 2008
15	*Salinity Index* 8 (SI8)	$SI_8 = \frac{\rho NIR - \rho SWIR1}{\rho NIR + \rho SWIR1}$	Bannari et *al*. 2008

*ρNIR: refletância da banda no infravermelho próximo; ρR: refletância da faixa vermelha; ρG: refletância da faixa verde; ρB: refletância da faixa azul; ρSWIR1: refletância da banda no infravermelho de ondas curtas; ρSWIR2: refletância da banda no infravermelho de ondas curtas; L é o fator de ajuste do solo que é 0,5.

4.6 Análise estatística

Os valores de CE das amostras de solo que foram medidos nas pastas de saturação foram classificados em quatro classes de salinidade do solo, onde o banco de dados de pontos medidos dos valores de CE do solo e coordenadas dos pontos de amostragem foram usados para extrair os valores digitais dos índices espectrais analisados a partir das imagens Landsat-8 OLI. Os valores de CE dos pontos de amostragem foram usados como variável dependente, enquanto os valores digitais dos índices espectrais são usados como variável independente nas análises estatísticas. Para determinar a relação entre as variáveis foram consideradas as 361 amostras de solo analisadas, submetidas aos métodos da estatística descritiva (média, valores máximos, valores mínimos e desvio padrão).

Em seguida, foi realizada a correlação entre os valores de CE in situ com os valores digitais correspondentes das imagens de satélite dos quinze índices espectrais para encontrar a relação entre essas variáveis e avaliar sua eficiência na discriminação da salinidade do solo baseada na regressão polinomial de segunda ordem ($p < 0,05$), que permitiu o melhor ajuste. Para construir o modelo de regressão,

as amostras foram divididas aleatoriamente em dois subconjuntos. Um subconjunto foi usado para treinamento (n = 100), e o outro para fins de teste (n = 30).

Os conjuntos de dados foram normalizados com o método Mín-Máx para equilibrar a comparação, uma vez que os parâmetros tinham intervalos amplamente diferentes. A normalização redimensiona cada recurso para um intervalo entre 0 e 1 ou -1 e 1, preservando as diferenças nos intervalos de valores. Essa técnica de normalização foi adaptada de HAN, PEI e KAMBER (2011):

$$Z_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Onde:

X – valores dos dados;

X_{min} – retorna o mínimo de valores dos dados; e,

X_{max} – retorna o máximo de valores dos dados.

A avaliação da eficiência dos modelos de regressão desenvolvidos foi realizada com base nos dados do subconjunto de teste. Dois critérios quantitativos foram utilizados para comparar os valores medidos e previstos normalizados: o coeficiente de determinação (R^2) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE). Esses critérios foram amplamente adotados em estudos semelhantes (ALLBED; KUMAR; SINHA, 2014; MOREIRA, 2014; RAGAB, 2016):

$$R^2 = \frac{1}{N} \frac{\Sigma (y_\circ - \bar{y}_\circ)(y_s - \bar{y}_s)}{(\sigma y_\circ - \sigma y_S)} \quad (2)$$

Onde:

$\bar{y}_o$ - valor médio observado;

$\bar{y}_s$ - valor simulado médio;

σy_o - desvio padrão dos dados observados; e,

σy_s - desvio padrão dos dados simulados.

$$RMSE = \sqrt{\Sigma \frac{(y_\circ - y_S)^2}{N}} \quad (3)$$

Onde:

y_s - valor previsto;

y_o - valor observado; e,

N - número total de observações.

Posteriormente, foi conduzida uma análise de regressão com o objetivo de identificar a variável que melhor explicasse a variação da variável dependente em

todas as quatro classes de salinidade. Para isso, foi utilizado um modelo que atendesse aos seguintes critérios de seleção: (I) um alto valor de R^2, indicando uma relação forte em todas as classes de salinidade estabelecidas e (II) um baixo valor de RMSE, já que um erro próximo de zero indica um bom desempenho do modelo.

Em seguida, um modelo de regressão polinomial de segunda ordem foi elaborado e avaliado usando o subconjunto de teste para garantir que pudesse ser aplicado não só em um conjunto de dados específico, mas também para todas as classes de salinidade estudadas. Os critérios estatísticos R^2 e RMSE foram utilizados para avaliar o desempenho do modelo de regressão. Além disso, o subconjunto de treinamento foi usado para verificar a presença de uma correlação significativa ($p < 0,001$) entre a CE e os dados de sensoriamento remoto do índice espectral selecionado.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Medições do solo dos dados de CE

Os principais parâmetros estatísticos para os dados de CE do solo medido por meio da amostragem em campo das áreas de diferentes usos do solo (vegetação nativa, agricultura, pastagem e solo descoberto) em relação às classes de salinidade do solo são apresentados na Tabela 5. A salinidade do solo apresentou variação desde valor mínimo de 0,10 dSm^{-1} da classe não salina (0 – 2 dSm^{-1}) a valor máximo de 68,29 dSm^{-1} da classe altamente salina (> 8 dSm^{-1}). Cerca de 92,80% do total das amostras, foram classificadas na classe de solo não salina, o que significa que esta é a classe dominante de salinidade**.**

Tabela 5 - Estatística descritiva para os valores de condutividade elétrica em cada classe de salinidade do solo estudada.

Classe de salinidade do solo CE (dSm^{-1})	M	Máx	Mín	DP	Frequência (%)
0 - 2	0,53	1,98	0,10	0,37	92,80
2 - 4	2,61	3,75	2,01	0,61	2,77
4 - 8	6,18	8,00	4,36	1,31	2,49
> 8	36,08	68,29	9,89	20,59	1,94

*CE = condutividade elétrica do extrato de saturação; M = média; Máx = máximo; Mín = mínimo; DP = desvio padrão.

As médias (M) e o desvios padrão (DP) apresentados na Tabela 5 mostram valores de DP que aumentam à medida que as classes de CE do solo chegam a valores maiores que 8 dsm^{-1}. Conclui-se que as classes se tornam mais homogêneas à medida que diminuía a influência dos sais no solo. Na classe de salinidade altamente salina a M é de 36,08 dSm^{-1} e DP 20,59 dSm^{-1} resulta dos dados de valores medidos em campo com mínimo de 9,89 dSm^{-1} e máximo de 68,29 dSm^{-1}. Observa-se que as amostras estão dispersas em torno da M se apresentando mais heterogênea.

Essa heterogeneidade dos níveis de sal é semelhante aos resultados obtidos por Da Silva et al. (2021) com M de 26,75 dSm^{-1} e DP de 34,74 dSm^{-1}, quando avaliaram a salinidade do solo no período de seca em uma área agrícola do perímetro irrigado de Maniçoba, em Juazeiro, no Nordeste brasileiro, e por Gorji et al. (2020) em estudos de salinidade na parte ocidental da bacia do lago Urmia, no Irã, em que

usaram três índices espectrais baseados nos satélites Landsat-8 OLI e Sentinel-2A, juntamente com medições de CE para mapear a salinidade do solo.

As áreas amostrais não salinas apresentaram baixos valores de CE variando entre 0,10 dSm^{-1} a 1,98 dSm^{-1}, estando a maioria desses pontos encontrados em áreas de vegetação nativa (95,14%) e agricultura (94,29%), conforme Tabela 6. Em contrapartida, aproximadamente 4,43% das áreas amostrais salinizadas que compõem as classes moderadamente salina e altamente salina apresentam CE variando entre 4,36 dSm^{-1} a 68,29 dSm^{-1}. A maioria desses pontos são encontrados em áreas de solo descoberto (57,15%), seguido de pastagem (5,71%), vegetação nativa (2,08%) e agricultura (1,43%). Estas observações estão de acordo com outras pesquisas que abordam a menor concentração de sal em áreas com cobertura vegetal e áreas cultivadas em relação a áreas com solo descoberto que detém os maiores valores de CE, como é o caso de estudos realizados por Moreira (2014), Barreto (2019) e Da Silva et al. (2021).

Tabela 6 - Contribuição dos usos do solo identificados em relação às classes de salinidade do solo.

Uso do solo	Classe de salinidade - CE (dSm^{-1})			
	0 - 2	2 - 4	4 - 8	> 8
Vegetação Nativa	95,14%	2,78%	2,08%	0%
Pastagem	92,14%	2,14%	3,57%	2,14%
Agricultura	94,29%	4,29%	0%	1,43%
Solo Descoberto	42,85%	0%	14,29%	42,86%

Barreto (2019) identificou e quantificou as áreas salinas no semiárido brasileiro por meio de índices espectrais obtidos de imagens dos sensores Landsat-8 OLI e Sentinel-2b, no perímetro irrigado do Baixo-Açu, no estado do Rio Grande do Norte e constatou que os elevados valores de CE são encontrados em áreas onde ocorreu o abandono da produção agrícola, predominando em sua maioria pouca vegetação em superfície e desestruturação da camada superficial, enquanto os valores mínimos de CE são encontrados em áreas que ainda acontece atividade agrícola.

Isso não confirma o que foi descoberto por Moreira (2014), que identificou e avaliou solos salinizados expostos usando dados de satélite no Semiárido brasileiro, e encontrou valores mínimos de CE em áreas desprovidas de cobertura vegetal. Contudo, verificou que esses pontos são talhões agrícolas que se encontravam com solo exposto para serem preparados para plantio, onde ocorre o tratamento para

reduzir os efeitos da salinidade na produção por meio de aplicações de produtos químicos e lavagem dos excessos de sais do solo, explicando assim os baixos valores de CE obtidos.

Castro e Santos (2020) realizaram uma avaliação dos níveis de salinização, riscos e fatores que contribuem para a salinização excessiva do solo em áreas susceptíveis à desertificação nos municípios de Petrolina, Lagoa Grande, Dormentes, Afrânio e Santa Maria da Boa Vista, na região semiárida do oeste de Pernambuco. De acordo com os resultados, os pontos localizados em áreas de Caatinga apresentaram valores mais baixos de CE em comparação com as áreas de agricultura de sequeiro/solo exposto e agricultura irrigada.

Allbed, Kumar e Aldakheel (2014), em estudos de salinidade em uma área de Al-Hassa Oasis situada no interior da costa do Golfo na Península Arábica afirmam que a menor salinidade observada em áreas cultivadas pode ocorrer porque as terras estão sujeitas à lixiviação, contudo essa afirmação deve considerar a diversidade da topografia, tipo e estrutura do solo, condições de drenagem e a qualidade da água de irrigação. Além disso, Richards (1954) e Gorji et al. (2020) consideram os efeitos dos sais no desenvolvimento da planta, onde em relação às categorias de CE determinadas não salinas (0 – 2 dSm^{-1}) seu efeito é considerado insignificante para todos os tipos de plantas, no entanto na categoria de CE acima de 16 dSm^{-1} apenas plantas com extrema tolerância à salinidade conseguem se desenvolver.

Após a análise dos resultados obtidos, fica evidente que as áreas que sofrem o uso de agricultura irrigada nas regiões semiáridas requerem um planejamento cuidadoso para evitar a salinização do solo. As características naturais desse ambiente favorecem o acúmulo de sais, e práticas antrópicas inadequadas podem agravar ainda mais essa situação. Portanto, é essencial adotar medidas preventivas e corretivas para garantir a sustentabilidade e produtividade dessas áreas.

5.2 Relação entre salinidade do solo e índices espectrais

A estatística descritiva referindo-se às médias (M) e desvio padrão (DP) dos índices espectrais utilizando as 361 amostras de solo são apresentados na Tabela 7 para cada classe de salinidade do solo.

Tabela 7 - Resumo da estatística descritiva para os índices estudados em cada classe de salinidade do solo.

Índice		Classes de salinidade do solo (dSm^{-1})			
		0 - 2	2 - 4	4 - 8	> 8
NDVI	M	0,55	0,55	0,51	0,54
	Máx	0,87	0,83	0,79	0,73
	Mín	0,17	0,27	0,22	0,42
	DP	0,18	0,20	0,21	0,11
SAVI	M	0,35	0,34	0,34	0,36
	Máx	0,65	0,48	0,54	0,48
	Mín	0,12	0,16	0,16	0,26
	DP	0,12	0,12	0,13	0,07
SI	M	0,15	0,16	0,17	0,17
	Máx	0,31	0,27	0,30	0,19
	Mín	0,06	0,04	0,12	0,13
	DP	0,04	0,05	0,05	0,02
NDSI	M	-0,55	-0,55	-0,51	-0,54
	Máx	-0,17	-0,27	-0,22	-0,42
	Mín	-0,87	-0,83	-0,79	-0,73
	DP	0,18	0,20	0,21	0,11
BI	M	0,30	0,31	0,32	0,32
	Máx	0,49	0,42	0,44	0,34
	Mín	0,13	0,15	0,24	0,27
	DP	0,06	0,08	0,06	0,02
VSSI	M	-1,71	-1,73	-1,85	-1,83
	Máx	-0,74	-0,75	-1,44	-1,62
	Mín	-2,88	-2,46	-2,65	-1,97
	DP	0,31	0,44	0,35	0,10
S1	M	0,49	0,50	0,48	0,48
	Máx	0,82	0,70	0,57	0,55
	Mín	0,18	0,37	0,35	0,40
	DP	0,09	0,09	0,07	0,05
S2	M	-0,35	-0,34	-0,36	-0,35
	Máx	-0,10	-0,17	-0,27	-0,29
	Mín	-0,69	-0,46	-0,48	-0,43
	DP	0,08	0,08	0,06	0,05
S3	M	0,16	0,16	0,19	0,17
	Máx	0,46	0,28	0,36	0,22
	Mín	0,05	0,06	0,11	0,13
	DP	0,06	0,06	0,09	0,04
S4	M	0,05	0,05	0,06	0,05
	Máx	0,14	0,15	0,15	0,07
	Mín	0,01	0,00	0,02	0,02
	DP	0,03	0,04	0,04	0,02
S5	M	0,30	0,29	0,33	0,33
	Máx	0,59	0,38	0,47	0,38

	Mín	0,10	0,09	0,26	0,27
	DP	0,07	0,08	0,07	0,03
	M	0,06	0,07	0,07	0,06
S6	Máx	0,15	0,17	0,17	0,08
	Mín	0,02	0,01	0,03	0,04
	DP	0,03	0,04	0,04	0,02
	M	1,66	1,64	1,60	1,61
SI-1	Máx	2,44	1,99	2,04	1,96
	Mín	1,08	1,31	1,23	1,36
	DP	0,26	0,24	0,30	0,20
	M	0,03	0,06	0,03	0,07
SI8	Máx	0,45	0,35	0,28	0,22
	Mín	-0,28	-0,27	-0,16	-0,10
	DP	0,16	0,18	0,14	0,09
	M	-0,55	-0,55	-0,52	-0,55
SR	Máx	-0,20	-0,29	-0,24	-0,44
	Mín	-0,84	-0,79	-0,76	-0,71
	DP	0,16	0,18	0,19	0,09

*NDVI: Normalized Difference Vegetation Index; SAVI: Soil Adjusted Vegetation Index; SI: Salinity Index; NDSI: Normalized Difference Salinity Index; BI: Brightness Index; VSSI: Vegetation Soil Salinity Index; S1: Salinity Index 1; S2: Salinity Index 2; S3: Salinity Index 3; S4: Salinity Index 4; S5: Salinity Index 5; S6: Salinity Index 6; SI-1: Salinity Index; SI8: Salinity Index 8; SR: Salinity Ratio; M = média; Máx = máximo; Mín = mínimo; DP = desvio padrão.

Considerando o subconjunto de teste, os resultados da análise de regressão polinomial de segunda ordem ($p \leq 0,05$) permitiu o melhor ajuste para correlacionar cada índice de vegetação e salinidade com os dados de CE e as imagens do sensor Landsat 8 OLI, com sua avaliação considerando os valores do coeficiente de determinação (R^2) e raiz do erro quadrático médio (RMSE) que são descritos na Tabela 8. Os valores do R^2 variam próximo a 0 até valores superiores a 0,80 em todas as classes de salinidade classificadas.

Tabela 8 - Resultados da análise de regressão polinomial de segunda ordem para os 15 índices de salinidade do solo derivados das imagens Landsat 8 OLI.

Índice	Classes de salinidade do solo (dS m^{-1})											
	0 - 2			2 - 4			4 - 8			> 8		
	Equação	R^2	RMSE	Equação	R^2	RMSE	Equação	R^2	RMSE	Equação	R^2	RMSE
NDVI	$y = -0.34x^2 + 0.49x + 0.333$	0,14	0,23	$y = -2.12x^2 + 1.89x + 1.94$	0,71	0,09	$y = 19.88x^2 - 22.15x + 10.633$	0,82	0,06	$y = -186.48x^2 + 117.76x + 43.552$	0,42	0,2
SAVI	$y = 0.69x^2 - 0.74x + 0.695$	0,75	0,09	$y = 10.05x^2 - 7.11x + 3.42$	0,3	0,17	$y = 41.38x^2 - 32.44x + 10.969$	0,65	0,09	$y = -484.93x^2 + 225.13x + 34.733$	0,39	0,2
SI	$y = 2.17x^2 - 0.71x + 0.558$	0,46	0,14	$y = -10.91x^2 + 4.92x + 1.804$	0,99	0,02	$y = 84.21x^2 - 23.54x + 6.620$	0,74	0,11	$y = -2796.1x^2 + 1531.3x - 126.56$	0,53	0,17
NDSI	$y = -0.34x^2 - 0.49x + 0.333$	0,14	0,23	$y = -2.12x^2 - 1.89x + 1.945$	0,71	0,09	$y = 19.88x^2 + 22.15x + 10.633$	0,82	0,06	$y = -186.48x^2 - 117.76x + 43.552$	0,42	0,2
BI	$y = 0.12x^2 - 0.16x + 0.545$	0,97	0,04	$y = -5x^2 + 4.03x + 1.525$	0,97	0,03	$y = 15.52x^2 + 1.62x + 3.031$	0,73	0,07	$y = -234758x^2 + 153042x - 24875$	0,67	0,12
VSSI	$y = 0.01x^2 + 0.04x + 0.553$	0,92	0,05	$y = -0.13x^2 - 0.63x + 1.607$	0,98	0,02	$y = 0.05x^2 - 1.84x + 1.698$	0,83	0,06	$y = 14405x^2 + 52617x + 48087$	0,97	0,12
S1	$y = -0.01x^2 - 0.0003x + 0.505$	0,09	0,21	$y = -4.37x^2 + 5.38x + 0.692$	0,53	0,11	$y = -109.3x^2 + 103.31x - 18.654$	0,16	0,2	$y = 877.84x^2 - 1033.8x + 340.98$	0,96	0,05
S2	$y = -0.01x^2 - 0.02x + 0.498$	0,09	0,2	$y = -5.92x^2 - 2.93x + 1.976$	0,57	0,1	$y = -139.67x^2 - 100.63x - 12.348$	0,15	0,2	$y = 779.04x^2 + 340.66x + 70.732$	0,96	0,05
S3	$y = 0.16x^2 - 0.05x + 0.506$	0,09	0,22	$y = -15.17x^2 + 6.51x + 1.687$	0,97	0,04	$y = 56.9x^2 - 18.91x + 6.395$	0,75	0,1	$y = 906.82x^2 - 9.18x + 22.506$	0,88	0,1
S4	$y = 34.61x^2 - 2.28x + 0.536$	0,39	0,15	$y = -48.10x^2 + 9.19x + 2.017$	0,83	0,08	$y = 217.91x^2 - 22.99x + 5.476$	0,77	0,1	$y = -27048x^2 + 2870.3x - 19.997$	0,21	0,32
S5	$y = 0.52x^2 - 0.36x + 0.564$	0,64	0,12	$y = -3.03x^2 + 2.63x + 1.782$	0,99	0,01	$y = 66.71x^2 - 39.13x + 10.666$	0,74	0,1	$y = 21396x^2 - 13860x + 2278.9$	0,96	0,06
S6	$y = 13.27x^2 - 1.38x + 0.535$	0,3	0,17	$y = -34.33x^2 + 7.80x + 1.967$	0,89	0,06	$y = 191.3x^2 - 24.13x + 5.677$	0,75	0,11	$y = -21350x^2 + 3115.7x - 57.356$	0,25	0,26
SI-1	$y = -0.21x^2 + 0.83x - 0.297$	0,98	0,03	$y = -1.33x^2 + 4.02x - 0.670$	0,74	0,09	$y = 10.77x^2 - 36.87x + 35.975$	0,83	0,06	$y = 46.09x^2 - 198.31x + 249.68$	0,33	0,22
SI8	$y = 0.04x^2 - 0.05x + 0.511$	0,23	0,17	$y = -5.60x^2 + 1.15x + 2.295$	0,96	0,03	$y = 21.07x^2 - 4.37x + 5.012$	0,34	0,13	$y = -1784.4x^2 + 247.58x + 46.851$	0,04	0,27
SR	$y = -0.53x^2 - 0.74x + 0.246$	0,22	0,21	$y = -2.47x^2 - 2.18x + 1.888$	0,66	0,1	$y = 25.95x^2 + 28.43x + 12.177$	0,88	0,05	$y = -341.48x^2 - 281.19x + 2.076$	0,42	0,2

*NDVI: Normalized Difference Vegetation Index; SAVI: Soil Adjusted Vegetation Index; SI: Salinity Index; NDSI: Normalized Difference Salinity Index; BI: Brightness Index; VSSI: Vegetation Soil Salinity Index; S1: Salinity Index 1; S2: Salinity Index 2; S3: Salinity Index 3; S4: Salinity Index 4; S5: Salinity Index 5; S6: Salinity Index 6; SI-1: Salinity Index; SI8: Salinity Index 8; SR: Salinity Ratio; R^2: Coeficiente de determinação; RMSE: Raiz do Erro Quadrático Médio.

Para a classe não salina considerando os valores de $R^2 \geq 0,80$, três índices (SI-1, BI e VSSI) apresentaram resultados de 0,98, 0,97 e 0,92 revelando R^2 quase semelhantes. Entre os modelos, o resultado da regressão do SI-1 se mostrou melhor com R^2 relativamente alto e RMSE de 0,03.

Bannari et al. 2008 propuseram três índices de salinidade diferentes SI-1, SI-2 e SI-3 tendo a banda SWIR presente em todos os índices para discriminar a salinidade e sodicidade leve e moderada do solo. Os autores apresentaram resultados mostrando que o SI-3 apresentou a maior correlação com 46,9%, seguido de SI-1 (46,70%) e SI-2 (36,07%). No entanto, o SI-1 foi significativamente correlacionado com a CE do solo neste estudo. Além disso, as bandas que compõem o índice de salinidade são a refletância das bandas SWIR1 e SWIR2 que segundo Bannari et al. (2008) indicaram que essas regiões tiveram forte correlação com a CE do solo.

Os índices como SAVI ($R^2 = 0,75$) e S5 ($R^2 = 0,64$) produziram coeficientes de determinação com um bom ajuste. No entanto, modelos espectrais como S1, S2 e S3 mostraram que são pouco correlacionados com os valores de CE observados com valores de R^2 e RMSE de 0,09 e 0,2.

Na classe fracamente salina os valores do R^2 dos índices variaram em valor mínimo no índice SAVI (R^2 de 0,30) ao máximo no índice S5 (R^2 de 0,99). Sendo assim, considerando os valores de R^2 superiores a 0,80 que corresponde aos índices S5, SI, VSSI, S3, BI, SI8, S6 e S4 do presente estudo, os coeficientes de correlação observados foram de 0,99, 0,99, 0,98, 0,97, 0,97, 0,96, 0,89, e 0,83. Logo, dois índices espectrais (S5 e SI) obtiveram consideravelmente os melhores coeficientes de determinação e RMSE, quase semelhantes com valores de 0,01 e 0,02, respectivamente. Os resultados obtidos para o índice S5 estão de acordo com os observados por Alexakis et al. (2016) que realizando a avaliação da salinidade do solo usando imagens multiespectrais, alcançou resultados promissores que provam funcionar com sucesso o índice para a detecção de áreas afetadas por sal obtendo um valor R^2 de 0,652, provando-se confiável para detectar solos salinos.

Para o SI em estudo apresentado por Asfaw, Suryabhagavan e Argaw (2018) que analisaram a extensão da salinidade na fazenda de irrigação de cana-de-açúcar Wonji na Etiópia, afirmaram que o modelo forneceu uma correlação forte entre a CE estimada e prevista com R^2 de 0,78. Isso não está de acordo com o que foi observado por Khan et al. (2001) para identificação da salinidade no Paquistão usando o sensor

LISS-II na plataforma IRS 1B, sugeriu três índices espectrais que são o BI, NDSI e SI, onde entre estes descobriram que o NDSI apresenta mais condição na extração de diferentes classes de salinidade.

Na relação entre o índice SAVI, os valores de CE observados produziram resultados ruins para avaliar a salinidade do solo com R^2 e RMSE de 0,30 e 0,17. Allbed, Kumar e Aldakheel (2014) realizaram uma pesquisa para avaliar a salinidade do solo no Al-Hassa Oasis situado na província oriental da Arábia Saudita e o mesmo desempenho foi apresentado o índice SAVI que apresentou baixo desempenho para avaliar a salinidade do solo sugerindo que a densidade da cobertura vegetal foi escassa para avaliar a salinidade.

Esse resultado concorda com os apresentados por Boauziz, Matschullat e Gloaguen, (2011), Fan et al. (2012), e Alexakis et al. (2016) que verificaram que índices de vegetação como NDVI e SAVI são pouco correlacionados com os valores de CE por causa da densidade da cobertura vegetal ser insuficiente. Contudo, estudos mostram que índices de vegetação são elevados para os níveis de baixa salinidade e diminuem à medida que aumenta a salinidade. Logo, esse comportamento pode ser útil para identificar áreas que estão no início do processo de salinização Alhammadi e Glenn (2008). Nesse estudo o valor de NDVI para a classe fracamente salina foi de R^2 e RMSE de 0,71 e 0,09.

As análises para a classe moderadamente salina apresentaram resultados de índices espectrais com R^2 variando em valor mínimo de 0,15 (S1 e S2) e máximo de 0,88 (SI8). Dessa forma, tem-se cinco índices (SR, SI-1, VSSI, NDVI e NDSI) que apresentaram os melhores valores de R^2 fornecendo quase os mesmos resultados na faixa de 0,82 – 0,88, mas com o índice SR (R^2 = 0,88 e RMSE = 0,05) apresentando resultados um pouco melhores do que os outros índices. A classe moderadamente salina se mostrou mais presente em solo descoberto. Allbed e Kumar (2013) analisando os problemas no mapeamento da salinidade do solo em regiões áridas e semiáridas, usando sensoriamento remoto, constataram que áreas com solo exposto facilitam a detecção direta da salinidade do solo. Logo, problemas relatados por Furby et al. (1995), Howari et al. (2003) e Moreira (2014), utilizando o índice SR para detecção de áreas salinas devido à presença de plantas halófitas e solos que não apresentam características de sais na superfície não são encontrados na classe de estudo.

A classe altamente salina apresentou cinco índices espectrais (VSSI, S1, S2, S5 e S3) que teve um bom desempenho apresentando valores de R^2 e RMSE de 0,97, 0,96, 0,96, 0,96, 0,88 e 0,12, 0,05, 0,05, 0,06 e 0,10. Contudo, o índice VSSI obteve um desempenho melhor em relação aos demais. Este resultado concorda totalmente com os apresentados por Dehni e Lounis (2012) que usaram técnicas de sensoriamento remoto para mapeamento de solos afetados por sais para a região de Oran, na Argélia para abordagem multitemporal, encontrando a melhor correlação para o ano de 1987 com o modelo VSSI e NDVI (r = 93%).

Semelhante ao resultado apresentado temos Tran et al. (2018) que pesquisaram a estimativa de intrusão de salinidade usando dados Landsat-8 OLI no Delta do Mekong, no Vietnã, e indicaram que o índice espectral VSSI está altamente correlacionado com a CE, indicando R^2 de 0,6957 em comparação com os outros índices avaliados. Aboelsoud et al. (2022) avaliaram a estimativa quantitativa da melhoria salina do solo usando índices de sensoriamento remoto em terras áridas para melhor gerenciamento na região do Delta do Norte, na província de Kafr El-Sheikh, no Egito. Verificaram que entre quatro índices espectrais de sensoriamento remoto analisados o VSSI teve uma correlação significativa com a CE com valor de R^2 de 0,87.

Entre os índices avaliados nas classes de salinidade do solo do presente estudo, o índice VSSI (*Vegetation Soil Salinity Index*), que é usado para discriminar entre o estresse do solo e da vegetação, foi o único que atendeu a todos os critérios de seleção, rendendo bons resultados para avaliar a salinidade do solo nas diferentes classes com valores de R^2 e RMSE para a classe não salina (R^2 = 0,92 e RMSE = 0,05), fracamente salina (R^2 = 0,98 e RMSE = 0,02), moderadamente salina (R^2 = 0,83 e RMSE = 0,06) e altamente salina (R^2 = 0,97 e RMSE = 0,12), sendo assim selecionado para o desenvolvimento do modelo de regressão polinomial de segunda ordem ($p \leq 0,05$), que permitiu o melhor ajuste utilizando o subconjunto de teste. O modelo de regressão desenvolvido juntamente com seus resultados estatísticos é mostrado na Tabela 9**,** apresentando quão bem a salinidade do solo pode ser prevista pelo modelo de regressão proposto.

Tabela 9 - Parâmetros estatísticos dos valores de condutividade elétrica (CE) estimados para o índice de salinidade do solo da vegetação (VSSI) em todas as classes de salinidade do solo estudadas.

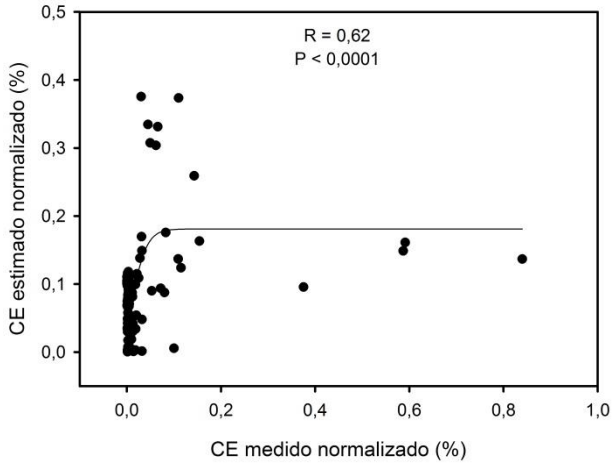
Regressão	R^2	RMSE

$y = 108{,}09x^2 + 545{,}28x + 683{,}57$	0,70	3,33

*R^2 = Coeficiente de determinação; RMSE = Raiz do Erro Quadrático Médio.

Para avaliar a correlação significativa com a CE, foi considerado o subconjunto de treinamento e o modelo de regressão desenvolvido. A Figura 4 mostra que houve uma relação significativa entre a CE estimada e a prevista, indicando que os valores de CE podem ser explicados por esse modelo. O valor de r obtido reforça essa correlação significativa entre as variáveis, o que é uma boa indicação da eficácia do modelo proposto.

Figura 4 - Relação entre os valores de condutividade elétrica (CE) normalizados preditos e medidos.



O modelo de regressão apresentado para ser usado em todas as classes de salinidade do solo produziu uma correlação significativa entre a salinidade do solo e a resposta espectral do índice VSSI contribuindo com bons resultados de previsão. Contudo, o modelo se mostrou muito simplista por não representar áreas salinas, superestimando os dados de CE previstos, ressaltando uma das principais limitações deste estudo. Portanto, melhores covariáveis são necessárias para melhorar os modelos de avaliação de salinidade na região. Os resultados observados nesse estudo vão contra os apresentados por Dehni e Lounis (2012) e Tran et al. (2018) que observaram um desempenho razoável para o modelo.

Allbed, Kumar e Aldakheel (2014) retrataram que apesar dos índices espectrais de vegetação e salinidade do solo sejam eficientes para detectar áreas afetadas por sais, nenhum índice pode ser usado em todas as condições ambientais com

resultados satisfatórios. Este resultado, concorda com os apresentados por Azabdaftari e Sunarb (2016), Gorji et al. (2020) e Ramos et al. (2020) que avaliaram a salinidade do solo com vegetação e índices de salinidade do solo, sendo compreensível que esses índices são aplicados com diferentes níveis de sucesso e diferem em conformidade com as condições ambientais, tipos de solo, cobertura e densidade da vegetação.

Nesse sentido, Gorji et al. (2020) revisando outros estudos apresentam que não existem índices de salinidade do solo característicos ou técnicas de sensoriamento remoto que contribua para previsão da salinidade do solo com alto valor de R^2 para todas as regiões. Nesse ponto os estudos aplicam o índice e as técnicas de SR mais significativos em conformidade com as características físicas e ambientais da área a ser estudada.

Na literatura muitos estudos abordam a eficiência do uso do sistema multiespectral, contudo, pesquisas como a de Bananari et al. (2008) apresentam as limitações relacionadas ao uso dos sistemas multiespectrais para cálculos de relações empíricas entre a CE e os diferentes índices espectrais de salinidade, para identificação da salinidade e sodicidade do solo em diferentes classes.

A detecção remota oferece um bom desempenho para identificar solos afetados por sais, contudo sua identificação não ocorre facilmente, por conta das propriedades ópticas da superfície do solo tais como cor, brilho, rugosidade, entre outras, que poderiam mascarar os efeitos da salinidade e sodicidade. Em consequência, a sua distribuição espacial será possivelmente subestimada. Estas observações estão de acordo com outras pesquisas usando análise de campo ou de laboratório ou testando outros sensores de satélite (ALLBED e KUMAR, 2013; GORJI et al. 2020).

6. CONCLUSÃO

Após a análise dos quinze índices espectrais, observou-se que aqueles desenvolvidos especificamente para avaliar a salinidade do solo apresentaram um desempenho superior na detecção de solos afetados por sais em diferentes classes de salinidade. Isso sugere que é importante considerar a seleção de índices espectrais adequados para avaliar a salinidade do solo, a fim de garantir resultados mais precisos e confiáveis na detecção de solos salinizados.

O índice VSSI foi escolhido para detectar áreas salinas em toda bacia hidrográfica, por mostrar que existe correlação com a CE do solo em todas as classes de salinidade, evidenciando valores de R^2 e RMSE de 0,70 e 3,33, respectivamente, usando um modelo de regressão polinomial de segunda ordem. A simplicidade e o aceitável grau de precisão do índice o tornam promissor para uso na previsão da salinidade do solo, porém a implementação desse índice está longe de ser satisfatória, necessitando de informações produzindo resultados preditivos mais realistas da salinidade na região.

Logo, é necessário investigar se a utilização de outros sensores pode aumentar a precisão do modelo e do processo de identificação. Isso poderá fornecer uma abordagem mais precisa e eficaz para a gestão dessas áreas afetadas por sais, o que é de grande importância para o meio ambiente e para a sociedade. Portanto, é fundamental continuar desenvolvendo a metodologia proposta, testando a utilização de outros sensores e investigando possíveis melhorias no processo de identificação e gestão das áreas afetadas por sais em bacias hidrográficas.

REFERÊNCIAS

ABBAS, A.; KHAN, S.. Using remote sensing techniques for appraisal of irrigated soil salinity. *In*: **International Congress on Modelling and Simulation (MODSIM)**. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand, p. 2632-2638, 2007.

ABBAS, A.; KHAN, S.; HUSSAIN, N.; HANJRA, M. A.; AKBAR, S. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach. **Physics and chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, v. 55, p. 43-52, 2013.

ABDELATY, E. F.; ABOUKILA, E. F. Detection of Soil Salinity for Bare and Cultivated Lands Using Landsat ETM+ Imagery Data: A Case Study from El-Beheira Governorate, Egypt. **Alexandria Science Exchange Journal**, v. 38, n. 3. Jul-sep, 2017.

ABOELSOUD, H. M.; ABDELRAHMAN, M. A.; KHEIR, A. M.; EID, M. S.; AMMAR, K. A.; KHALIFA, T. H.; SCOPA, A. Quantitative Estimation of Saline-Soil Amelioration Using Remote-Sensing Indices in Arid Land for Better Management. **Land**, v. 11, n. 7, p. 1041, 2022. DOI: https://doi.org/10.3390/land11071041.

ABUELGASIM, A.; AMMAD, R. Mapping soil salinity in arid and semi-arid regions using Landsat 8 OLI satellite data. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 13, p. 415-425, 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.12.010.

ACCIOLY, L. J. O.; SILVA, A. B.; CAVALCANTI JUNIOR, E. A. Uso e Cobertura das Terras da Bacia do Rio Pajeú, PE (Escala 1:100.000) e suas Relações com o Relevo e a Desertificação. *In*: IV Seminário da Rede Agrohidro, 2016, Brasília. **Anais** [...]. Brasília, DF: Embrapa, p. 281-289. 2016.

ALEXAKIS, D. D.; DALIAKOPOULOS, I. N.; PANAGEA, I. S.; TSANIS, I. K. Assessing soil salinity using WorldView-2 multispectral images in Timpaki, Crete, Greece. **Geocarto International**, 2016. DOI:10.1080/10106049.2016.12508.

ALHAMMADI, M. S.; GLENN, E. P. Detecting date palm trees health and vegetation greenness change on the eastern coast of the United Arab Emirates using SAVI. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 6, p. 1745-1765, 2008. DOI: https://doi.org/10.1080/01431160701395195.

AL-KHAKANI, E. T.; YOUSIF, S. R. An assessment of soil salinity and vegetation cover changes for a part of An-Najaf governorate using remote sensing data. **The 1st**

International Scientific Conference on Pure Science, IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 1234, 2019.

ALLBED, A.; KUMAR, L. Soil Salinity Mapping and Monitoring in Arid and Semi-Arid Regions Using Remote Sensing Technology: A Review. **Advances in Remote Sensing**, [S.l.], v. 2, n. 4, p. 373-385, 2013. DOI: http://dx.doi.org/10.4236/ars.2013.24040.

ALLBED, A.; KUMAR, L.; ALDAKHEEL, Yousef Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: Applications in a date palm dominated region. **Geoderma**, v. 230, p. 1-8, 2014. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.03.025.

ALLBED, A.; KUMAR, L.; SINHA, P. Mapping and modelling spatial variation in soil salinity in the Al Hassa Oasis based on remote sensing indicators and regression techniques. **Remote Sensing**, v. 6, n. 2, p. 1137-1157, 2014.

APAC – Agência Pernambucana de Águas e Clima. Bacias hidrográficas – rio Pajeú. s.d. Disponível em: https://www.apac.pe.gov.br/169-bacias-hidrograficas-rio-pajeu/202-bacia-do-rio-pajeu. Acesso em: 10 nov. 2021.

ARAÚJO FILHO, J. C.; RIBEIRO, M. R.; BURGOS, N.; MARQUES, F. A. Solos da Caatinga. In: CURI, N.; KER, J. C.; NOVAIS, R. F.; VIDAL-TORRADO, P.; SCHAEFER, C. E. R. **Pedologia: Solos dos Biomas Brasileiros**. Viçosa, SBCS, p. 227-260, 2017.

ASFAW, E.; SURYABHAGAVAN, K. V.; ARGAW, M. Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia. **Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences**, v. 17, n. 3, p. 250-258, 2018. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jssas.2016.05.003.

ASSIS, J. M. O.; SOBRAL, M. C. M.; SOUZA, W. M. Análise de Detecção de Variabilidades Climáticas com Base na Precipitação nas Bacias Hidrográficas do Sertão de Pernambuco. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 03, p. 630-645. 2012.

AZABDAFTARI, A.; SUNARB, F. Soil salinity mapping using multitemporal Landsat data. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 7, p. 3-9, 2016. DOI: https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B7-3-2016.

BANNARI, A.; GUEDON, A. M.; EL-HARTI, A.; CHERKAOUI, F. Z..; EL-GHMARI, A. Characterization of slightly and moderately saline and sodic soils in irrigated agricultural land using simulated data of advanced land imaging (EO-1) sensor. **Communications in soil science and plant analysis**, v. 39, n. 19-20, p. 2795-2811, 2008. DOI: http://dx.doi.org/10.1080/00103620802432717.

BARRETO, A. C. **Modelagem da salinidade do solo com a utilização de técnicas de sensoriamento remoto**. Tese (Doutorado em Manejo de Solo e Água) – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Mossoró-AL. 2019.

BARRETO, A. N.; SILVA, A. A. G.; BOLFE, L. E. **Irrigação e drenagem na empresa agrícola - impacto ambiental versus sustentabilidade**. Aracaju: Embrapa. p.418, 2004.

BERNARDO, S. Impacto ambiental da irrigação no Brasil. *In*: SILVA, D.D. da; PRUSKI, F.F. (Ed.) **Recursos hídricos e desenvolvimento sustentável da agricultura**. Viçosa: MMA/SRH/ ABEAS/UFV, p. 252, 1997.

BOUAZIZ, M.; MATSCHULLAT, J.; GLOAGUEN, R. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. **Comptes Rendus Geoscience**, v. 343, n. 11-12, p. 795-803, 2011. DOI: https://doi.org/10.1016/j.crte. 2011.09.003.

BUAINAIN, A.; FAVARETO, A.; CONTINI, E.; CHAVES, F. T.; HENZ, G. P.; GARCIA, J.; NOGUEIRA, V. D. C. Desafios para agricultura nos biomas brasileiros. **Área de Informação da Sede-Livro científico (ALICE)**, 2020. Disponível em: https://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/1125300/1/DESAFIOS-PARA-AGRICULTURA-NOS-BIOMAS-BRASILEIROS-ed01-2020.pdf. Acesso em: 27 mar. 2022.

CASTRO, F. C.; SANTOS, A. M. dos. Salinidade do solo e risco de desertificação na região semiárida. **Mercator (Fortaleza)**, v. 19, 2020. DOI: https://doi.org/10.4215/rm2020.e19002.

CBHSF - Comitê da Bacia Hidrográfica do São Francisco. **CBH do rio Pajeú – Pernambuco**. s.d. Disponível em: https://cbhsaofrancisco.org.br/comites-de-afluentes/ cbh-do-rio-pajeu-pernambuco/. Acesso em: 10 nov. 2021.

CBHSF - Comitê da Bacia Hidrográfica do São Francisco. **O tal do rio Pajeú que despeja no São Francisco**. 2014. Disponível em: https://cbhsaofrancisco.org.br/noticias/natureza_blog/o-tal-do-rio-pajeu-que-despeja-no-sao-francisco/. Acesso em: 10 nov. 2021.

CUCCI, G.; LACOLLA, G.; RUBINO, P. Irrigation with saline-sodic water: Effects on soil chemical-physical properties. **African Journal of Agricultural Research**, v. 8, n. 4, p. 358-365, 2013. DOI: 10.5897/AJAR11.1222.

DA SILVA, D. C.; LOPES, P. M. O.; DA SILVA, M. V.; DE ALBUQUERQUE MOURA, G. B.; NASCIMENTO, C. R.; BRITO, J. I. B.; DE LIMA, R. P. Principal component analysis and biophysical parameters in the assessment of soil salinity in the irrigated perimeter of Bahia, Brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 112, p. 103580, 2021. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103580.

DALE, P. E. R.; HULSMAN, K.; CHADICA, A. L. Classification of reflectance on colour infrared aerial photographs and subtropical salt-marsh vegetation types. **International Journal of Remote Sensing**, v.7, p.1783-1788, 1986.

DALIAKOPOULOS, I.N.; TSANIS, I.K.; KOUTROULIS, A.; KOURGIALAS, N.N.; VAROUCHAKIS, A.E.; KARATZAS, G.P; RITSEMA, C.J. The threat of soil salinity: a European scale review. **Science of The Total Environment**, v.573, p.727-739, 2016. DOI: http s://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.08.177.

DEHNI, A.; LOUNIS, M. Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: application to the Oran region of Algeria. **Procedia Engineering**, v. 33, p. 188-198, 2012. DOI: https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.1193.

ELMETWALLI, A. M. H.; TYLER, A. N.; HUNTER, P. D.; SALT, C. A. Detecting and distinguishing moisture-and salinity-induced stress in wheat and maize through in situ spectroradiometry measurements. **Remote Sens**. Lett. 3 (4), p. 363–372. 2012.

FAN, X.; PEDROLI, B.; LIU, G.; LIU, Q.; LIU, H.; SHU, L. Soil salinity development in the yellow river delta in relation to groundwater dynamics. **Land Degradation & Development**, v. 23, n. 2, p. 175-189, 2012. DOI: https://doi.org/10.1002/ldr.1071.

FAO & ITPS. Status of the World's Soil Resources (SWSR) – Main Report. Food and agriculture Organization of the United Nations and Intergovernmental Technical Panel on soils *In*: FAO. **Global soil status, processes and trends**. Rome: FAO, 2015. p. 124-127. Disponível em: https://www.fao.org/documents/card/en/c/c6814873-efc3-41db-b7d3-2081a10ede50/. Acesso em: 09 jan. 2022.

FARIFTEH, J. **Imaging Spectroscopy of salt-affected soils: Model-based integrated method**. Utrecht, Utrecht University, 235 p. Thesis. 2007.

FARIFTEH, J.; FARSHAD, A.; GEORGE, R. J. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics. **Geoderma**, v. 130, n. 3-4, p. 191-206, 2006. DOI: https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.02.003.

FEIJOO, AMLC. A pesquisa e a estatística na psicologia e na educação [online]. Rio de Janeiro: Centro Edelstein de Pesquisas Sociais, 2010, 109p. ISBN: 978-85-7982-048-9. Available from SciELO Books <http://books.scielo.org>.

FEITOSA, A. **Zoneamento de pequenas bacias hidrográficas e caracterização de várzeas na Bacia hidrográfica do Pajeú, Pernambuco**. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2012.

FERNANDES, J. G.; DOS SANTOS FREIRE, M. B. G.; GALVINCIO, J. D.; DOS SANTOS, P. R.; CUNHA, J. C. Características físicas e químicas dos solos do Perímetro Irrigado Cachoeira II em função do tempo. **Pesquisa Agropecuária Pernambucana**, v. 19, n. 1, p. 33-43, 2014. DOI: https://doi.org/10.12661/pap.2014.006.

FERNÁNDEZ-BUCES, N.; SIEBE, C.; CRAM, S.; PALACIO, J. Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: a case study in the former lake Texcoco, Mexico. J. **Arid Environ**. 65 (4), p. 644–667. 2006.DOI: https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.08.005.

FERREIRA, P. A.; SILVA, J. B. L.; RUIZ, H. A. Aspectos físicos e químicos de solos em regiões áridas e semiáridas. *In*: Gheyi, HR, Dias, NS, Lacerda, CF, Filho, EG (Eds.), **Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos**, 2a ed., Cap. 3. INCTSAL, Fortaleza, pp. 17-34, 2016.

FREIRE, M. B.; MIRANDA, M. F.; OLIVEIRA, E. E.; SILVA, L. E. D.; PESSOA, L. G.; ALMEIDA, B. G. D. Agrupamento de solos quanto à salinidade no Perímetro Irrigado de Custódia em função do tempo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, p. 86-91, 2014. DOI: https://doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v18nsuppS86-S91.

FURBY, S. L.; WALLACE, J. F.; CACCETTA, P.; WHEATON, G. A. Detecting and monitoring salt-affected land: a report from the LWRRDC project detecting and monitoring changes in land condition through time using remotely sensed data. **Remote Sensing and Image Integration Group, CSIRO Division of Mathematics & Statistics**, Western Australia, 1995.

GHEYI, H. R. Problemas de salinidade na agricultura irrigada. *In*: Oliveira, T. S. de; Assis Jr., R. N.; Romero, R. E.; Silva, J. R. C. (org). **Agricultura, sustentabilidade e o semiárido**. Viçosa: Folha de Viçosa/SBCS. v.1. p.329-346, 2000.

GOES, E. S. de O. O problema da salinidade e drenagem em projetos de irrigação do Nordeste e ação de pesquisa, com vistas ao seu equacionamento. *In*: REUNIÁO SOBRE SALINIDADE EM ÁREAS IRRIGADAS, Fortaleza. **Anais** ... Recife: SUDENE/DNOCS, p.I-34, 1978.

GOMES, E.W.F.; WILLADINO, L.; MARTINS, L.S.S.; SILVA, S.O.; CAMARA, T.R.; MEUNIER, I.M.J. Diplóides (AA) de bananeira submetidos ao estresse salino. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.39, n.6, p.525-531, 2004.

GORJI, T.; TANIK, A.; SERTEL, E. Soil salinity prediction, monitoring and mapping using modern technologies. **Procedia Earth and Planetary Science**, v. 15, p. 507-512, 2015. DOI: https://doi.org/10.1016/j.proeps.2015.08.062.

GORJI, T.; YILDIRIM, A.; HAMZEHPOUR, N.; TANIK, A.; SERTEL, E. Soil salinity analysis of Urmia Lake Basin using Landsat-8 OLI and Sentinel-2A based spectral indices and electrical conductivity measurements. **Ecological Indicators**, v. 112, p. 106173, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106173.

HAN, J.; PEI, J.; KAMBER, M. **Data Mining: Concepts and Techniques** Elsevier Science. 2011. Disponível em: http://myweb.sabanciuniv.edu/rdehkharghani/files/2016/02/The-Morgan-Kaufmann-Series-in-Data-Management-Systems-Jiawei-Han-Micheline-Kamber-Jian-Pei-Data-Mining.-Concepts-and-Techniques-3rd-Edition-Morgan-Kaufmann-2011.pdf. Acesso em: 03 dez. 2022.

HOLANDA, J. S.; AMORIM, J. R. A.; FERREIRA NETO, M.; HOLANDA, A. C.; SÁ, F. V. S. Qualidade da água para irrigação. *In*: GHEYI, H. R.; DIAS, N. S.; LACERDA, C. F.; GOMES FILHO, E. **Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos e aplicados**. 2. ed. Fortaleza: INCTSal, Cap. 4, p. 35-50, 2016.

HOWARI, F. M. The use of remote sensing data to extract information from agricultural land with emphasis on soil salinity. **Soil Research**, v. 41, n. 7, p. 1243-1253, 2003. DOI: https://doi.org/10.1071/SR03033.

HUETE, Alfredo R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote sensing of environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988. DOI: https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X.

IUSS WORKING GROUP WRB. World Reference Base for Soil Resources 2014, update 2015: International soil classification system for naming soils and creating

legends for soil maps. **World Soil Resources Reports No. 106**., Rome: FAO, 2015. Disponível em: https://www.fao.org/3/i3794en/I379 4en.pdf. Acesso em: 09 jan. 2022.

KHAN, N.M., RASTOSKUEV, V.V., SHALINA, E., SATO, Y. Mapping salt-affected soil using remote sensing indicators. A simple approach with the use of GIS Idrisi. *In*: 22ND ASIAN CONFERENCE ON REMOTE SENSING, 5-9 Nov. 2001, Singapore. **Proceedings** Centre for Remote Imaing Sensing and Processing (CRISP), Singapore, p. 1-5, 2001.

KHAN, N.M.; RASTOSKUEV, V.V.; SATO, Y.; SHIOZAWA, S. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. **Agric. Warter Manage,** p. 96-109, 2005.

KHAN, S.; ABBAS, A. Using remote sensing techniques for appraisal of irrigated soil salinity. **Int. Congr. Model. Simul.(MODSIM), Model. Simul. Soc. Aust. New Zealand, Bright**, n. January, p. 2632-2638, 2007. Disponível em: https://researchoutput.csu.edu.au/ws/portalfiles/portal/9629947/CSU290411.pdf. Acesso em: 10 nov. 2021.

KÖPPEN, W.; GEIGER, R. Klimate der erde. Gotha: verlag justus perthes. **Wall-map 150cmx200cm**, p. 91-102, 1928.

KUMAR, L.; SCHMIDT, K.; DURY, S.; SKIDMORE, A. Imaging spectrometry and vegetation science. In: **Imaging spectrometry**. Springer, Dordrecht, p. 111-155. 2002.

LIMA JUNIOR, J.A.; SILVA, A.L.P. Estudo do processo de salinização para indicar medidas de prevenção de solos salinos. **Enciclopédia Biosfera**. v.6, n.11, p.1-21, 2010.

LOPES, F. B.; ANDRADE, E. M.; CHAVES, L. C. G.; CRISTOMO, L. A. Avaliação da condutividade elétrica do solo dos perímetros irrigados da Bacia do Acaraú, Ceará. *In*: **Congresso Brasileiro de Ciência do Solo**, [online], 32, 2009. Disponível em: http://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/661079/1/AT09075.pdf Acesso: 20 abr. 2022.

MALLMANN, C. L.; PRADO, D. A.; PEREIRA FILHO, W. Índice de vegetação por diferença normalizada para caracterização da dinâmica florestal no parque estadual Quarta Colônia, estado do Rio Grande do Sul – Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 5, 2015.

MASOUD, A. A.; KOIKE, K.; ATWIA, M. G.; EL-HORINY, M. M.; GEMAIL, K. S. Mapping soil salinity using spectral mixture analysis of landsat 8 OLI images to identify factors influencing salinization in an arid region. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 83, p. 101944, 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101944.

MINHAS, P. S.; RAMOS, T. B.; BEN-GAL, A.; PEREIRA, L. S. Coping with salinity in irrigated agriculture: Crop evapotranspiration and water management issues. **Agricultural Water Management**, 227, 105832, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.105832. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378377419309151. Acesso em: 08 jan. 2021.

MOREIRA, L. C. J. **Uso do sensoriamento remoto para avaliar o processo de salinização no perímetro irrigado de Morada Nova – CE**. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza – CE, 2014.

MOREIRA, L. C. J.; TEIXEIRA, A. S.; GALVÃO, L. S. Potential of multispectral and hyperspectral data to detect saline-exposed soils in Brazil. **GIScience & Remote Sensing**, v. 52, n. 4, p. 416-436, 2015. DOI: https://doi. org/10.1080/15481603.2015.1040227.

MOREIRA, L. C. J.; TEIXEIRA, A.S.; GALVÃO, L. S.; LEÃO, R. A. O.; ROCHA NETO, O. C. Identificação de problemas de salinidade do solo utilizando técnicas de sensoriamento remoto. *In*: GHEYI, H. R.; DIAS, N. S.; LACERDA, C. F.; GOMES FILHO, E. **Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos e aplicados**. Fortaleza, INCT Sal, p. 65-81, 2016.

NANNI, M. R. D.; DEMATTÊ, J. A. M. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Vol. 70, n°. 2, p. 393-407, mai. 2006.

OMUTO, C. T.; VARGAS, R. R; EL MOBARAK, A. M.; MOHAMED, N.; VIATKIN, K.; YIGINI, Y. **Mapping of salt-affected soils: Technical manual**. Rome: FAO 2020.DOI: https://doi.org/10.4060/ca9215en.

PESSOA, L. G. M.; FREIRE, M. B. G. S.; SANTOS, R. L.; FREIRE, F. J.; MIRANDA, M. F. A.; SANTOS, P. R. Saline water irrigation in semiarid region: I – effects on soil chemical properties. **Australian Journal of Crop Science**, [S.l.], v.13, n.7, p. 1169-1176, 2019. DOI: https://doi.org/10.21475/ajcs.19.13.07.p1687.

PESSOA, L. G. M.; FREIRE, M. B. G. S.; WILCOX, B. P.; GREEN, C. H. M.; ARAÚJO, R. J. T.; ARAÚJO FILHO, J. C. Spectral reflectance characteristics of soils in northeastern Brazil as influenced by salinity levels. **Environmental monitoring and assessment**, v. 188, n. 11, p. 1-11, 2016. DOI: 10.1007/s10661-016-5631-6.

PONTES, A. G. V.; GADELHA, D.; FREITAS, B. M. C.; RIGOTTO, R. M.; FERREIRA, M. J. M. Os perímetros irrigados como estratégia geopolítica para o desenvolvimento do semiárido e suas implicações à saúde, ao trabalho e ao ambiente. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 18, p. 3213-3222, 2013.

RACETIN, I.; KRTALIC, A.; SRZIC, V.; ZOVKO, M. Characterization of short-term salinity fluctuations in the Neretva River Delta situated in the southern Adriatic Croatia using Landsat-5 TM. **Ecological Indicators**, v. 110, p. 105924, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2 019.105924.

RAGAB, Ragab. SALTMED model for field management of water, crops and N-fertilizers. *In*: Gheyi, HR, Dias, NS, Lacerda, CF, Filho, EG (Eds.), **Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos**, 2a ed., Cap. 3. INCTSAL, Fortaleza, pp. 353-371, 2016.

RAMOS, T. B.; CASTANHEIRA, N.; OLIVEIRA, A. R.; PAZ, A. M.; DAROUICH, H.; SIMIONESEI, L.; GONÇALVES, M. C. Soil salinity assessment using vegetation indices derived from Sentinel-2 multispectral data. application to Lezíria Grande, Portugal. Agricultural Water Management, v. 241, p. 106387, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.agwat.20 20.106387

RIBEIRO, M. R. Manejo do solo e da água em perímetros irrigados da região Nordeste do Brasil. *In*: Prado, R. B., Turetta, A. P. D., Andrade, A. G. **Manejo e conservação do solo e da água no contexto das mudanças ambientais**. Embrapa Solos, Rio de Janeiro, pp. 171-180, 2010.

RIBEIRO, M. R.; RIBEIRO FILHO, M. R.; JACOMINE, P. K. T. Origem e classificação dos solos afetados por sais. In: GHEYI, H. R.; DIAS, N. S.; LACERDA, C. F.; GOMES FILHO, E. **Manejo da salinidade na agricultura: Estudos básicos e aplicados**. Fortaleza, INCT Sal, p. 9-16, 2016.

Richards, L. A. Diagnosis and improvement of saline and álcali soils. Washington DC: US, **Department of Agriculture**, 1954, 160p. USDA Agricultural Handbook, 60.

RIGOTTO, M.R.; FREITAS, B.M.C.; MAIA, R.; GADELHA. D.; PONTES, A.; TEIXEIRA, M.; COSTA, D.; ROCHA, M.; Ferreira. M.; Montezuma. T. Perímetros irrigados e direitos violados no ceará e rio grande do norte: “Por que a água chega e a gente tem que sair?”. **PEGADA-A Revista da Geografia do Trabalho**, v. 17, n. 2, 2016.

ROUSE JR, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. **Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Erts**. NASA Special Publication 309, 1974.

SHAHID, S. A.; ZAMAN, M.; HENG, L. S. S. Historical Perspectives and a World Overview of the Problem.In Guideline for Salinity Assessment, Mitigation and Adaptation Using Nuclear and Related Techniques. Springer:Cham, **Switzerland**, 2018; pp. 43–53.

SILVA, S. H.; WEINDORF, D. C.; FARIA, W. M.; PINTO, L. C.; MENEZES, M. D.; GUILHERME, L. R.; NILTON, C. U. R. I. Proximal sensor-enhanced soil mapping in complex soil-landscape areas of Brazil. **Pedosphere**, v. 31, n. 4, p. 615-626, 2021. DOI: 0.1016/S1002-0160(21)60007-3.

SILVEIRA, R. N. C. M.; PEIXOTO, F. D. S.; COSTA, R. N. T.; CAVALCANTE, I. N. Efeitos da seca em perímetros irrigados no semiárido brasileiro. **Anuário do Instituto de Geociência**, v. 41, p. 258-275, 2018.

SOARES, D. B.; NÓBREGA, R. S.; MOTA FILHO, F. D. O.; PASSOS, C. R. F.; BORGES FILHO, E. D. A. Degradação dos solos por sais em Pernambuco, Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 05, p. 1621-1628, 2016.

TEIXEIRA, P. C.; DONAGEMMA, G. K.; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W. G. **Manual de métodos de análise de solo**. 3. ed. rev. e ampl. – Brasília, DF: Embrapa, 2017. P.577

TRAN, P. H.; NGUYEN, A. K.; LIOU, Y. A.; HOANG, P. P.; NGUYEN, H. T. Estimation of salinity intrusion by using Landsat 8 OLI data in The Mekong Delta, Vietnam. **Journal reference: Progress in Earth and Planetary Science**, v.1, 2018. DOI: 10.20944/preprints201808.0301.v1.

USGS – United States Geological Survey. Landsat 8. s.d. Disponível em: https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8. Acesso em: 10 nov. 2021.

USGS – United States Geological Survey. Landsat Collection 1. s.d. Disponível em: https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-1?qt-science_support_page_related_con=1#qt-science_support_page_related_con. Acesso em: 10 nov. 2021.

VIEIRA, C. B. **Permeabilidade de solos irrigados com águas salinas em função do teor e tipo de argila**. 2020, 80 f. Dissertação (Mestrado em Ciências do solo), Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife.

WENG, Y.; GONG, P.; ZHU, Z. Reflectance spectroscopy for the assessment of soil salt content in soils of the Yellow River Delta of China. **Int. J. Remote Sens**. v. 29, p. 5511 – 5531, 2008.

ZRIBI, M.; BAGHDADI, N.; NOLIN, M. Remote sensing of soil. **Applied and Environmental Soil Science**, v. 2011, 2011. DOI: https://doi.org/10.1155/2011/904561.